

IDENTIFICACIÓN Y CLASIFICACIÓN DE TEXTURAS EN ENTORNOS FORESTALES DE EUCALIPTO MEDIANTE IMÁGENES HEMISFÉRICAS OBTENIDAS CON LENTES DE OJO DE PEZ

JAVIER RODRÍGUEZ VIDAL

MÁSTER EN INVESTIGACIÓN EN INFORMÁTICA, FACULTAD DE INFORMÁTICA,
UNIVERSIDAD COMPLUTENSE DE MADRID



Curso:2010/2011

Trabajo Fin Máster en Sistemas Inteligentes

Convocatoria: Junio 2011
Calificación: Sobresaliente (10)

Directores:

Gonzalo Pajares Martinsanz

Pedro Javier Herrera Caro

Autorización de Difusión

JAVIER RODRÍGUEZ VIDAL

16 de Junio de 2011

El abajo firmante, matriculado en el Máster en Investigación en Informática de la Facultad de Informática, autoriza a la Universidad Complutense de Madrid (UCM) a difundir y utilizar con fines académicos, no comerciales y mencionando expresamente a su autor el presente Trabajo Fin de Máster: “Identificación y clasificación de texturas en entornos forestales de eucalipto mediante imágenes hemisféricas obtenidas con lentes de ojo de pez”, realizado durante el curso académico 2010-2011 bajo la dirección de Gonzalo Pajares Martinsanz en el Departamento de Ingeniería del Software e Inteligencia Artificial y Pedro Javier Herrera Caro en el Departamento de Arquitectura de Computadores y Automática, y a la Biblioteca de la UCM a depositarlo en el Archivo Institucional E-Prints Complutense con el objeto de incrementar la difusión, uso e impacto del trabajo en Internet y garantizar su preservación y acceso a largo plazo.

Resumen

Hoy en día la visión artificial es un campo en expansión. Prueba de ello son las múltiples aplicaciones que se pueden dar a esta rama científica: medicina, agricultura, forestal, automovilismo, etc. Este trabajo se centra en la identificación de texturas presentes en imágenes procedentes de entornos forestales de exterior. Este es un tema sobre el que existe gran cantidad de estudios previos, relacionados con la estimación del área foliar o radiación solar, pero no así con la identificación de texturas correspondientes a los troncos con el objetivo de realizar inventario forestal. Este trabajo se enmarca dentro de la colaboración existente entre la Universidad Complutense de Madrid y el Centro de Investigación Forestal (CIFOR) perteneciente al Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria (INIA). Para poder distinguir qué es árbol de lo que no lo es se propone un método novedoso de segmentación donde en primer lugar, se realiza una segmentación de la imagen para a continuación distinguir y aislar, esto es, clasificar las zonas de interés correspondientes a los troncos. Todo ello, como paso previo a establecer en el futuro la correspondencia estereoscópica entre los pares de imágenes obtenidas por el sistema estéreo utilizado, lo que contribuirá a que el proceso de medición del volumen forestal se realice de una manera automática.

Palabras clave

Visión artificial, imágenes forestales hemisféricas, segmentación, clasificación, identificación de texturas, lente de ojo de pez.

Abstract

Today the vision is a growing field. Proof of this are the many applications that can be given to this branch of science such as medicine, agriculture, forestry, motoring, etc.

This paper focuses in the identification of textures presented in outside forest environments pictures'. There are quite a few previous studies about this topic, related with the estimation of the leaf area o solar radiation, but there are none focused in the identification of textures corresponding to trunks with the aim of carrying out a forestry inventory. This paper is the result of the collaboration between the Universidad Complutense de Madrid and the Forestry Research Center (CIFOR), belonging to the National Research Institute for Agriculture and Food Technology (INIA). To distinguish what is tree of what it is not, we have designed a new segmentation algorithm in which first of all, we had to perform an image segmentation to then identify and isolate, this is, classify areas of interest corresponding to trunks. This is the previous step to establish, in the future, stereoscopic correspondence between every pair of images obtained by the stereo system used. This will contribute to make the process of measuring forests' volume automatically.

Keywords

Artificial vision, hemispheric forest images, segmentation, classification, texture identification, fisheye lens

Índice de contenidos

Autorización de Difusión	iii
Resumen	v
Palabras clave.....	v
Abstract	vii
Keywords	vii
Índice de contenidos	1
Agradecimientos	5
Capítulo 1 - Introducción	7
1.1. Antecedentes	7
Figura 1.1.	8
Figura 1.2.	8
Figura 1.3.	9
1.2. Identificación del problema	9
1.3. Motivación y objetivos de la investigación	11
1.3.1. Motivación	11
1.3.2. Objetivos	12
1.4. Aportaciones de la investigación	13
1.5. Imágenes utilizadas en la memoria	13
Figura 1.4.	14
Figura 1.5.	15
Figura 1.6.	15
1.6. Organización de la memoria	15
Capítulo 2 - Estado del arte.....	17
2.1. Introducción	17
2.2. Métodos de clasificación.....	18
2.2.1. Segmentación basada en la umbralización por histograma	19
Figura 2.1.	20
Figura 2.2.	20
2.2.2. Segmentación basada en K-Means	24

2.3. Extractores de bordes	26
Figura 2.8.	27
2.4. Identificación de líneas rectas: Transformada de Hough.....	27
Figura 2.9.	28
2.5. Revisión de métodos en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales....	28
Tabla 2.1.	31
Capítulo 3 - Estrategias de identificación y clasificación de texturas	33
3.1. Introducción	33
Figura 3.1.	33
3.2. Identificación	33
Figura 3.2.	34
3.2.1. Etiquetado	34
Figura 3.3.	35
3.2.2. Etiquetado 2	35
Figura 3.4.	36
Figura 3.5.	36
3.2.3. Limpieza	37
Figura 3.6.	38
Figura 3.7.	39
3.3. Clasificación	40
3.3.1. Transformada de Hough.....	40
Figura 3.8.	41
Figura 3.9.	42
3.3.2. Triangulación	42
Figura 3.10.	43
Figura 3.11.	44
3.3.3. Círculos concéntricos.....	44
Figura 3.12.	45
Figura 3.13.	46
Figura 3.14.	46
Figura 3.15.	47

Figura 3.16.	47
Figura 3.17.	48
Figura 3.18.	49
Capítulo 4 - Análisis de resultados	51
4.1. Introducción	51
4.2. Imágenes Ground Truth	51
Figura 4.1.	52
Figura 4.2.	52
4.3. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 1.....	52
Tabla 4.1.	53
Figura 4.3.	54
Figura 4.4.	54
4.4. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 2.....	55
Tabla 4.2.	55
Figura 4.5.	56
Figura 4.6.	57
4.5. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 3.....	57
Tabla 4.3.	58
Figura 4.7.	59
Figura 4.8.	60
4.6. Resumen de resultados.....	60
Tabla 4.4.	60
4.7. Comparación con otros métodos.....	61
Tabla 4.5.	61
Capítulo 5 - Conclusiones y trabajo futuro	63
5.1. Introducción	63
5.2. Conclusiones	63
5.3. Trabajo futuro	64
Bibliografía	67
Apéndice A - Correspondencia estereoscópica.....	71
A.1. Introducción	71

A.2. Restricciones estereoscópicas	71
A.3. Técnicas de correspondencia	73

Agradecimientos

A mis directores, Gonzalo y Pedro Javier porque sin su dirección y paciencia no habría sido posible llevar a buen término este trabajo.

A los doctores Fernando Montes e Isabel Cañellas, del Centro de Investigación Forestal del Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria (CIFOR-INIA), que han facilitado las imágenes estereoscópicas con las que se ha realizado este trabajo.

Quiero dedicar este trabajo a mis padres: Julián y M^a Teresa, a mi hermano Marcos y a mi novia Marina porque su apoyo y cariño en los momentos difíciles han sido de vital importancia para poder desarrollar este proyecto.

Por último, acordarme de todos mis amigos por el interés que han ido mostrando por lo que estoy haciendo.

Capítulo 1 - Introducción

1.1 Antecedentes

La visión artificial es una disciplina informática bisoña de la que todavía se desconocen las cotas de sus aplicaciones. Éstas abarcan multitud de problemas de las más diversas especialidades por lo que, no es de extrañar el anhelo por potenciar esta tecnología. Dentro de esas disciplinas se mencionan, a modo de ejemplo, los diversos usos (Davies, 1997):

- 1) Control de cultivos en agricultura, debido a la necesidad de conocer los cultivos programados para la recepción de subvenciones u otros aspectos relacionados.
- 2) Cómputo y medición de parcelas agrícolas y tipo de cultivos a los que se dedica.
- 3) Control de riegos agrícolas.
- 4) Agricultura de precisión para aplicar herbicida en el tratamiento de malas hierbas de forma selectiva, evitando la contaminación medioambiental y la reducción de costes de producción.
- 5) Evaluación de catástrofes naturales: fuegos, daños por inundaciones, heladas en cultivos agrícolas, nevadas, etc.
- 6) Detección de cambios en determinadas zonas, principalmente urbanas para el control de edificaciones o impactos medioambientales.
- 7) Vigilancia en prevención de catástrofes, por ejemplo fuegos o inundaciones.
- 8) Control de fenómenos meteorológicos como es el retroceso de determinadas playas.
- 9) Vigilancia: forestal, marítima.
- 10) Detección de infraestructuras: carreteras, caminos forestales, cañadas reales, etc.
- 11) En la obtención de imágenes médicas: TAC.
- 12) Identificación de la numeración de placas de matrículas pertenecientes a diversos vehículos.
- 13) Como parte de la navegación de Rovers que participan en misiones espaciales.
- 14) Finalmente, y en relación con el objeto de esta memoria, que es una aplicación novedosa en el ámbito forestal de cara a la obtención de inventarios forestales, extrayendo información relativa al volumen de madera, estado de crecimiento de los árboles, etc.

1.1 Antecedentes

En el año 2005, el Centro de Investigación Forestal (CIFOR) perteneciente al Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria (INIA), patentó el dispositivo de medición de bosques MU-200501738, figura 1.1. La compañía *Consultoría Ferroviaria y Medioambiental S.L.* desarrolló para este centro un prototipo del dispositivo de medición, adaptado para la cámara Nikon® Coolpix® 4500 con una lente de “ojo de pez” del tipo FC-E8, figura 1.2. La cámara se sitúa en dos posiciones distintas, permitiendo obtener dos imágenes desplazadas de la misma escena. Este es el principio de la visión estereoscópica.

Figura 1.1 Sistema de medición MU-200501738

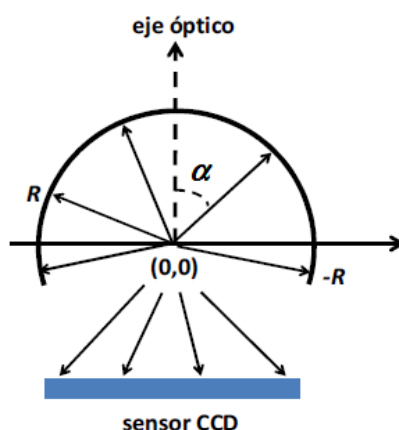


Figura 1.2 Lente de ojo de pez Nikon® FC-E8



La lente de ojo de pez que incorpora el dispositivo de medición permite abarcar una zona amplia debido a que tiene un campo de visión (*Field Of View*, *FOV*, en terminología inglesa) de 183° , figura 1.3. Esta característica es de gran utilidad para inventario forestal, ya que permite que los árboles presentes en la escena aparezcan completos en la imagen, a diferencia de los sistemas equipados con lentes convencionales, donde los objetos próximos aparecen parcialmente (Abraham y Förstner, 2005).

Figura 1.3 Esquema del campo de visión de la lente Nikon® FC-E8



A la hora de realizar la toma de las imágenes se utiliza, además, un sensor CCD que nos proporciona las imágenes en las tres bandas del espectro visible, cuya representación más usual es el modelo RGB (*Red-Green-Blue*, en terminología inglesa).

Las imágenes tomadas tienen unas dimensiones espaciales $M \times N$, siendo únicamente los píxeles pertenecientes al círculo central aquellos de interés para el estudio, es decir, 6.586.205 píxeles.

La geometría del sistema utilizado puede encontrarse en Herrera (2010) y el calibrado de las cámaras en Romero (2008).

1.2 Identificación del problema

Apenas existe bibliografía sobre la problemática relativa a la aplicación de técnicas de visión estereoscópica en el ámbito forestal de cara a la obtención de inventarios forestales, por lo que la base bibliográfica fundamental se reduce a los trabajos realizados por otros investigadores de la Universidad Complutense de Madrid, relativos a Proyectos fin de carrera, Trabajos fin de

Master o Tesis Doctoral. Aún así, revisados estos trabajos y bajo la apariencia de similitud, no se encuentra ninguna referencia específica al tratamiento de imágenes sobre eucaliptos, que es el tipo de entorno forestal objeto de investigación. Si bien, las imágenes procedentes de los entornos forestales tratados en aquellos trabajos presentan características parecidas a las imágenes utilizadas en éste, así por ejemplo, en el trabajo de Iglesias (2010) se encuentran las mismas problemáticas que aquí se tratan relativas a la diferencia de iluminación en diferentes zonas de la misma imagen. En el caso de Zafra (2008), la problemática reside en la escasa iluminación que presentan las imágenes utilizadas y en la variedad de color existente entre cada una de ellas. De igual manera se exponen estos problemas en Suárez (2009).

La problemática relativa a la diferente iluminación que presentan las imágenes es importante, ya que pueden existir zonas más iluminadas que otras en una misma imagen debido a que los rayos del sol incidan sobre determinadas zonas, mientras otras queden a la sombra, o incluso, imágenes que se han tomado en condiciones de escasa iluminación. Además en nuestro caso, aparece una nueva problemática. Dado que los eucaliptos no necesitan mucho espacio para crecer, pueden aparecer multitud de ellos en las imágenes con lo que se complica mucho la identificación como se verá más adelante.

Si bien en los trabajos anteriores se presentan estrategias más o menos acertadas, como se expone en el capítulo cuatro, en cada uno de ellos se trabaja en imágenes que presentan una determinada problemática. Sin embargo, en este trabajo se propone por un lado dar solución a las diversas problemáticas puestas de manifiesto en trabajos previos, sin ceñirse únicamente en una de ellas, diseñando así un método automático que pueda trabajar en imágenes que presentan características diferentes, y en un futuro, para cualquier tipo de entorno forestal. Se propone también como trabajo futuro llegar a obtener la información de la escena necesaria para la realización de inventario forestal. Todo esto de manera automática a partir de un par de imágenes estereoscópicas obtenidas de la misma escena (Herrera, 2010).

De esta manera, el presente trabajo de investigación se centra en la clasificación de los diversos componentes de la imagen con el objetivo de la identificación de las texturas correspondientes a los troncos de árbol, por ser las de interés. La estrategia propuesta consta de dos partes claramente diferenciadas:

- 1) *Identificación*. Existen zonas de la imagen carentes de interés como son el cielo, hojas de los árboles y la hierba del suelo, por lo que estas zonas deben ser identificadas.
- 2) *Clasificación*. Se clasifican las texturas de la imagen correspondientes a troncos de árbol, por ser éstas las texturas de interés.

1.3 Motivación y objetivos de la investigación

1.3.1 Motivación

Como se ha puesto de manifiesto en la sección anterior, la investigación realizada se centra en la clasificación de las diversas texturas que aparecen en las imágenes objeto de estudio, y la identificación y extracción de las texturas correspondientes a troncos de árbol.

Este trabajo se embarca dentro de la colaboración entre la Universidad Complutense de Madrid, y el Centro de Investigación Forestal (CIFOR) perteneciente al Instituto Nacional de Investigación y Tecnología Agraria y Alimentaria (INIA). De esta colaboración, en 2008 surgió el proyecto titulado “*Análisis estereoscópico y reconocimiento de texturas en imágenes forestales obtenidas mediante dispositivo de medición MU-200501738*”. Actualmente, las labores de investigación se enmarcan en el proyecto Parques Naciones titulado “*Desarrollo de métodos de seguimiento de la diversidad estructural de los bosques utilizando imágenes hemisféricas: una nueva herramienta de monitoreo para la gestión forestal*” con referencia (161/2010).

Las imágenes utilizadas y proporcionadas por el CIFOR, corresponden a la especie de eucalipto (*Eucalyptus Globulus Labill*), y fueron obtenidas en diferentes momentos del día con lo que presentan diferentes condiciones de iluminación que cubren la mayor parte de la problemática que se puede encontrar:

- *alta luminosidad*: imágenes obtenidas en días soleados
- *alta densidad arbórea*: imágenes obtenidas en días soleados y que presentan una alta densidad de árboles en la escena y próximos entre sí
- *escasa iluminación*: obtenidas al amanecer o atardecer de una día soleado

1.3. Motivación y objetivos de la Investigación

El interés en los árboles de eucalipto se debe a su rápido crecimiento, pueden llegar a medir más de 60m, la calidad de su madera para la industria papelera, maderera, así como sus usos medicinales y valor ornamental.

Actualmente el procesamiento y estimación del volumen de madera se realiza en el CIFOR de manera manual y semiautomática mediante un programa informático basado en el trazado de líneas y puntos sobre la pantalla del ordenador (Rodríguez, 2010), por lo que este trabajo se enmarca en la línea dirigida a la automatización de este proceso, con el ahorro que esto implicaría en el futuro.

1.3.2. Objetivos

En base a lo expuesto en las secciones anteriores, a continuación se plantean los siguientes objetivos generales:

- 1) Aprender a manejar referencias bibliográficas, así como la forma de abordar las investigaciones.
- 2) Aprender y familiarizarse con las diversas técnicas existentes de visión por computador.
- 3) Analizar el problema y ver cuáles de los métodos anteriores o combinaciones de los mismos pueden ser aplicados en la resolución del problema de la identificación de texturas pertenecientes a troncos de árbol, presentes en el par de imágenes estereoscópicas objeto de estudio.
- 4) Analizar las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos así como su problemática
- 5) Dar solución a un problema realizando un aporte de carácter investigador.
- 6) Identificar líneas de investigación futuras.

Además, como objetivos específicos se plantean los siguientes:

- 1) Identificar una posible mejora de los métodos existentes o dar una solución novedosa a la problemática de la clasificación de las texturas naturales.
- 2) Diseñar un algoritmo automático mediante el cual se pueda dar una solución que sea lo más precisa posible al problema.
- 3) Implementar la mejora propuesta con el fin de analizar su comportamiento en base a los resultados obtenidos.

- 4) Difundir los resultados mediante publicaciones científicas u otro tipo de divulgaciones.

1.4 Aportaciones de la investigación

A partir de los objetivos propuestos y los aspectos destacados previamente, se trata de dar solución a los problemas de clasificación planteados en entornos naturales forestales y proponer a la comunidad científica una serie de estrategias de solución que puedan extenderse a otros problemas de naturaleza similar.

La aportación consiste en la propuesta de una estrategia automática de identificación y clasificación de texturas en imágenes naturales de exterior, en concreto procedentes de entornos forestales de eucalipto, obtenidas en condiciones de iluminación diferentes así como una densidad arbórea también diferente. El objetivo último de este proceso consiste en la identificación y segmentación de las texturas correspondientes a troncos de árbol, por ser éstas de interés para inventario forestal.

La estrategia propuesta consta de dos procesos claramente diferenciados. El primero de ellos recibe el nombre de *Identificación*, y en él se realiza una etapa de segmentación y limpieza de las diferentes texturas presentes en las imágenes objeto de estudio, con lo que se consigue eliminar las texturas correspondientes a texturas carentes de interés. El segundo proceso recibe el nombre de *Clasificación*, y es donde se lleva a cabo la detección y selección de las texturas correspondientes a los troncos de árbol.

Los resultados obtenidos hasta el momento, se encuentran recogidos en el artículo que lleva por título “*Identification and Classification of Textures in Eucalyptus Forests based on Hemispherical Images*” enviado al *1st Workshop on Computer Vision in Natural Environments: agriculture and forestry (CVNE 2011)*, dentro de la *Conferencia de la Asociación Española para la Inteligencia Artificial (CAEPIA)*, y actualmente en proceso de revisión.

1.5 Imágenes utilizadas en la memoria

En los trabajos realizados con anterioridad por otros investigadores en imágenes obtenidas con el sistema de medición MU-200501738 (Zafra, 2008, Suárez, 2009, Herrera, 2010, Iglesias, 2010), las imágenes utilizadas fueron obtenidas en formato JPEG, con la pérdida de

información que esto ocasiona debido a la compresión que se realiza en este formato. A raíz de las conclusiones puestas de manifiesto en el trabajo de Herrera (2010), se han empezado a obtener las imágenes en formato TIFF, facilitando de esta manera el procesamiento de las mismas a nivel de píxel.

Para la realización de este trabajo, el CIFOR ha suministrado 15 pares estereoscópicos. El tamaño de estas imágenes es de 2272x1704 píxeles, aproximadamente 11MB en formato TIFF que proporciona una mayor calidad de imagen con lo que no existe pérdida de información.

A lo largo de la presente memoria, se ilustran ejemplos de los resultados obtenidos en las diferentes etapas del método propuesto. Estos resultados se han obtenido sobre las imágenes que se muestran en las figuras 1.4 a 1.6, y que representan tres imágenes representativas correspondientes a los tres grupos de imágenes con las que se ha trabajado. Cada una de ellas ha sido escogida por presentar unas características y problemáticas presentes en la mayor parte de las imágenes utilizadas en este trabajo.

De ahora en adelante, al grupo de imágenes que se caracterizan por presentar una alta densidad arbórea obtenidas en días soleados nos referiremos como *grupo 1*. Al grupo de imágenes que se caracterizan por presentar una densidad arbórea normal, obtenidas en días soleados, nos referiremos como *grupo 2*. Por último, al grupo de imágenes obtenidas en condiciones de escasa iluminación nos referiremos como *grupo 3*.

Figura 1.4 Imagen correspondiente al grupo de imágenes que presentan alta densidad arbórea obtenidas en día soleado



Figura 1.5 Imagen correspondiente al grupo de imágenes que presentan una densidad arbórea normal obtenidas en día soleado



Figura 1.6 Imagen correspondiente al grupo de imágenes obtenidas en condiciones de escasa iluminación



El motivo de realizar esta clasificación es por presentar este tipo de características que permiten separarlas en tres grupos. Cada grupo está formado por 5 pares de imágenes.

1.6 Organización de la memoria

Esta memoria está organizada en cinco capítulos:

- Capítulo 1. *Introducción*. Se exponen las motivaciones y objetivos de esta investigación así como la problemática a la que se ha tenido que hacer frente, y que se resuelve en capítulos sucesivos.
- Capítulo 2. *Estado del Arte*. Se realiza una revisión del estado del arte en el ámbito de la clasificación de texturas.

- Capítulo 3. *Estrategia de identificación y clasificación de texturas*. Se explica la solución que se propone para resolver el problema planteado.
- Capítulo 4. *Análisis de resultados*. Se analiza la bondad de los resultados obtenidos a partir de las estrategias planteadas.
- Capítulo 5. *Conclusiones y trabajo futuro*. Se exponen las conclusiones sobre el trabajo realizado y se proponen una serie de líneas de investigación a abordar en el futuro.
- Apéndice A. *Correspondencia estereoscópica*. Se explican brevemente las restricciones y técnicas aplicables en esta etapa clave en visión estereoscópica.

Capítulo 2 – Estado del Arte

2.1. Introducción

Como se ha puesto de manifiesto en el primer capítulo, el objetivo de este trabajo es la automatización del proceso con el propósito de que en el futuro el inventario forestal pudiera realizarse de manera automática. Esto es a partir del dispositivo de medición MU-200501738, que en realidad es un sistema estereoscópico. Aunque el dispositivo está equipado con un sistema de lentes de ojo de pez, el proceso de visión estereoscópica consta de los mismos pasos que cualquier proceso basado en un sistema de lentes convencionales, es decir, basado en proyección de perspectiva. Estos sistemas han sido tradicionalmente los más estudiados en la literatura, al contrario que ocurre con los sistemas basados en lentes de ojo de pez.

Independientemente del sistema utilizado, el proceso de la visión estereoscópica consta de los siguientes pasos (Barnard y Fishler, 1982, Cochran y Medioni, 1992): *adquisición de imágenes, geometría del sistema, extracción de características, correspondencia de características y obtención de la distancia*.

La adquisición de imágenes es el proceso por el cual se obtienen las dos imágenes del par estereoscópico.

La geometría del sistema determina las relaciones físico-geométricas del dispositivo, que definen ciertos parámetros que afectan al proceso global de la visión estereoscópica.

La extracción de características identifica el proceso por el que se identifican los elementos presentes en las imágenes, y que representan las proyecciones de los elementos reales en la escena 3D. Por ejemplo, un árbol en la escena, genera sendas proyecciones en las dos imágenes del par estereoscópico. Dichas características pueden ser desde los píxeles que forman la imagen en general, aquellos que delimitan puntos de borde, o agrupaciones de píxeles formando regiones según alguna propiedad en común. Las características utilizadas en este trabajo serán los píxeles. Al proceso completo de extracción de características, extracción de propiedades de las características y clasificación de texturas para su exclusión se le identifica, desde el punto de vista de esta investigación, como proceso de *segmentación*.

La correspondencia de características es el proceso que trata de emparejar características homólogas de una imagen con las de la otra imagen del par estereoscópico, que representan la

misma entidad física en la escena 3D. Esto es, su proyección en sendas imágenes del par estereoscópico. Para ello se aplican una serie de restricciones conocidas en la literatura especializada como *restricciones estereoscópicas*. Nos referiremos a este proceso como *correspondencia*. Dada la importancia del mismo dentro del proceso global en visión y por ser el siguiente paso a abordar en el futuro como consecuencia del trabajo propuesto en esta memoria, se analiza un poco más en detalle en el apéndice A.

Una vez establecidas las correspondencias entre características homólogas, el siguiente paso consiste en determinar las distancias a las que se encuentran en la escena 3D.

De todo lo anterior, la segmentación es uno de los procesos clave del proceso global de correspondencia estereoscópica en general y en particular para el tipo de imágenes utilizadas en este trabajo de investigación. Por este motivo, la investigación que se presenta se centra exclusivamente en dar solución al problema de la segmentación para el conjunto de imágenes descrito en el capítulo uno.

También se expuso en el capítulo anterior que no existe demasiada literatura centrada en el ámbito de aplicación propuesto en este trabajo. Si bien esto es así, no es menos cierto que la clasificación de texturas es un tema abordado en profundidad, y del que existen diversas propuestas y estrategias para hacerle frente. De esta manera, la sección 2.2 hace referencia a métodos de clasificación utilizados en la literatura, y concretamente en entornos naturales de exterior, los cuales han sido aplicados en este trabajo con mayor o menor éxito, como se expondrá. En la sección 2.3 se enumeran técnicas de extracción de bordes, mientras que en la sección 2.4 de identificación de líneas rectas, en concreto mediante la transformada de Hough. De igual manera, estas técnicas han sido aplicadas en este trabajo con mayor o menor éxito, pero han servido de orientación y punto de partida para la estrategia conjunta de identificación y clasificación de texturas propuesta en este trabajo. Por último, en la sección 2.5 se presenta una exhaustiva revisión de los métodos utilizados hasta ahora en la literatura en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales, y obtenidas mediante lentes de ojo de pez.

2.2. Métodos de clasificación

La clasificación de imágenes según sus texturas ha sido un campo muy estudiado en procesamiento de imágenes digitales. Consiste en realizar una partición de la imagen en varias regiones disjuntas, de tal forma que cada región se caracterice por su homogeneidad con respecto

a alguna medida establecida con anterioridad. Este es el paso previo para abordar tareas dotadas con un mayor nivel de inteligencia y conocimiento como puede ser el reconocimiento de objetos, la comprensión de la imagen o la descripción de la escena (Gonzalez y Woods, 2008, Pajares y Cruz, 2007).

Mediante la utilización de métodos de clasificación es posible identificar un píxel de la imagen como perteneciente a una determinada región de la misma. Por ejemplo, si un píxel pertenece a la región de los troncos, del cielo, hojas de árbol o de la hierba del suelo, principalmente.

Dentro de los métodos de clasificación, podemos destacar el método de umbralización por medio del uso del histograma de la imagen dada, explicado en la sección 2.2.1. Otro de los métodos que hemos utilizado para poder clasificar los píxeles de la imagen es mediante el uso de K-Means, explicado en la sección 2.2.2.

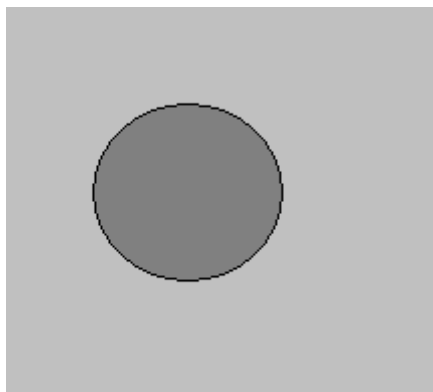
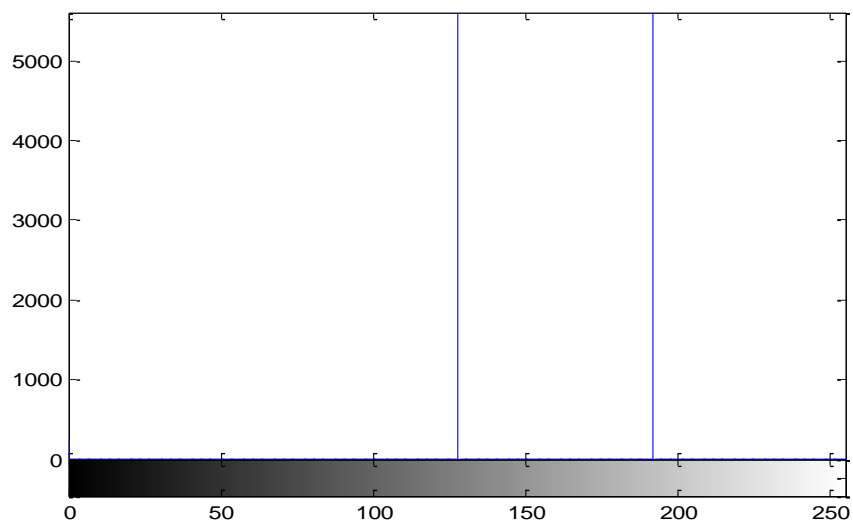
2.2.1 Segmentación basada en la umbralización por histograma

La segmentación por histograma (*thresholding*, en terminología inglesa) es una técnica global que se basa, inicialmente, en asumir que hay un único objeto sobre un fondo uniforme. (Sucar y Gómez, 2008). El histograma de una imagen nos permite conocer la frecuencia relativa de aparición de cada uno de los posibles niveles de intensidad dentro de la imagen en cuestión. Además, existen diversos métodos que nos permiten conocer el mejor umbral para poder segmentar la imagen.

A modo de ejemplo, en la figura 2.1 existen dos intensidades claramente diferenciadas, la correspondiente al círculo y al fondo.

En la figura 2.2 se muestra el histograma correspondiente a la imagen de la figura 2.1. Se observa que existen dos regiones claramente diferenciadas: la correspondiente al círculo, que es de una tonalidad más oscura (130) y la correspondiente al fondo, siendo ésta más clara (190), en el rango $[0, 255]$. En este caso, resulta fácil obtener estos valores pero no ocurre lo mismo en imágenes más complejas como las tratadas en este trabajo, como se verá más adelante.

Se define la umbralización *global* como aquella basada únicamente en los niveles de intensidad, y *local* a la umbralización que depende tanto de la intensidad como de la propiedad local de un punto (Pajares y Cruz, 2007).

Figura 2.1. Imagen de ejemplo**Figura 2.2. Histograma perteneciente a la imagen de la figura 2.1.**

Para solucionar el problema de la obtención del umbral para una imagen dada, se han utilizado los siguientes métodos: método de Otsu (Otsu, 1979), método de Ridler-Calvard (Ridler y Calvard, 1978) y la media de ambos.

A continuación se explican brevemente estos métodos, así como los resultados y conclusiones obtenidas tras aplicarlos sobre un conjunto de imágenes utilizadas en este trabajo.

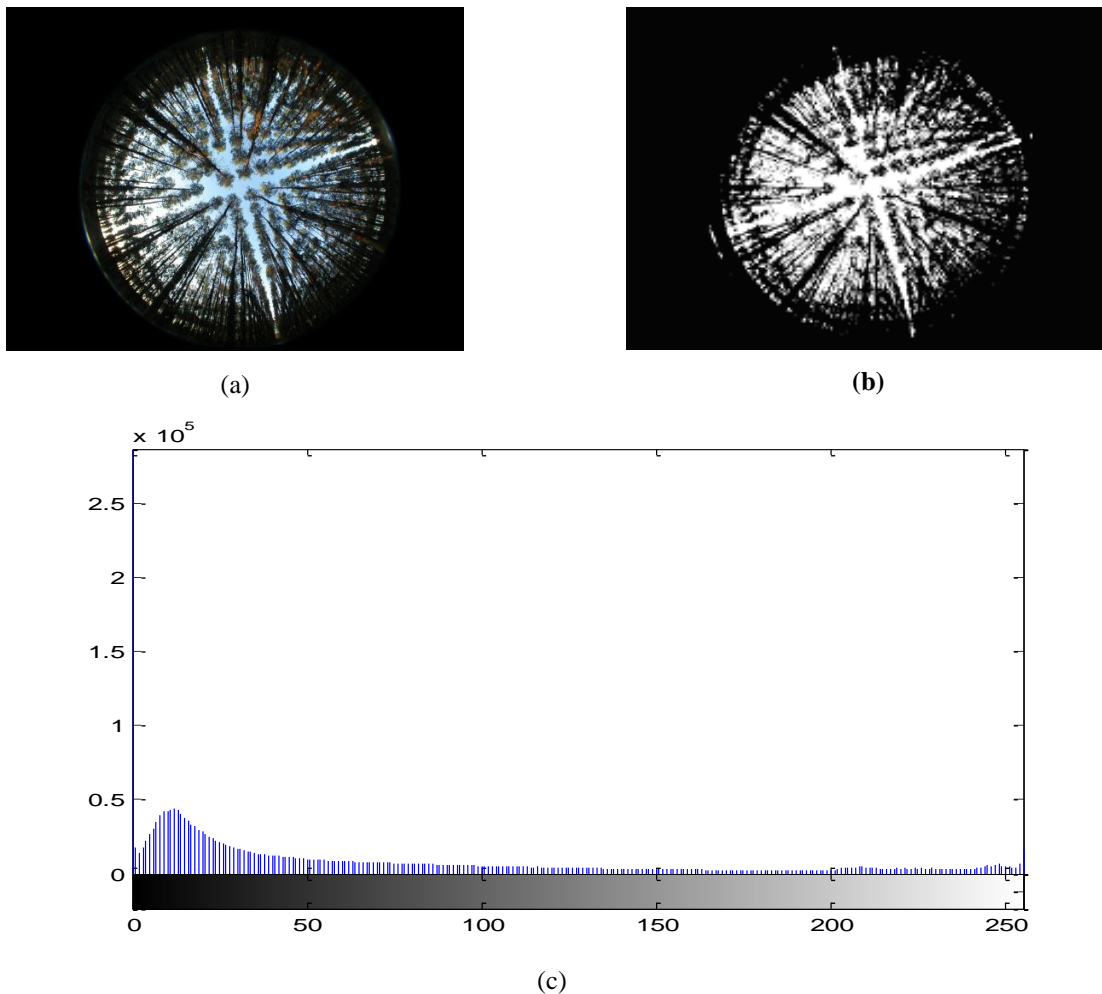
a) Método de Otsu

Como se explica en Pajares y Cruz (2007), suponemos que la imagen posee un histograma que está formado por la suma de dos densidades de probabilidad gaussianas donde

cada una de las gaussianas se aproxima a uno de los lóbulos del histograma. Esto hace que, a medida que dichas funciones se parecen al histograma real, las desviaciones estándar tiendan a disminuir y, como consecuencia, se deba elegir como umbral aquél que minimice la suma de las varianzas de los dos lóbulos del histograma.

A continuación, mostramos el resultado obtenido con este método al aplicarse en una imagen representativa del grupo 1, figura 2.3.

Figura 2.3. (a) Imagen original; (b) Imagen obtenida tras aplicar Otsu; (c) Histograma obtenido al aplicar el método de Otsu sobre la figura 2.3(a)



Existen dos regiones claramente diferenciadas, la correspondiente con la parte de mayor iluminación en la imagen mostrada en la figura 2.3(a), correspondiente al cielo, y la que atañe a las partes más oscuras, troncos, hojas y suelo. El método, nos devuelve un valor umbral de 80,14. La ventaja de este método es que se obtiene con nitidez la figura de los troncos sin que

falten partes de ellos, pero presenta el inconveniente de que aparecen hojas, y esto no nos interesa a la hora de realizar la clasificación.

b) Método de Ridler-Calvard

Este método, a la hora de obtener el umbral, sigue los siguientes pasos (Pajares y Cruz, 2007):

- 1) En la primera iteración ($k=0$), se calcula el valor medio de la imagen $T(k)=m$. Este valor, determina dos clases formadas por los píxeles de intensidad mayor y menor.
- 2) En la segunda iteración ($k=1$), para cada una de las clases anteriormente calculadas, se determinan sus valores medios (los de cada clase), y se obtiene:

$$T(k) = (m_1 + m_2) / 2. \quad (2.1)$$

- 3) Este nuevo umbral determina la existencia de otras dos nuevas clases, como en el paso 2, y no para de repetirse este paso 2 hasta que,

$$|T(k+1) - T(k)| \geq \varepsilon. \quad (2.2)$$

En nuestro caso, aplicado sobre la empleado sobre la imagen de la figura 2.3(a), obtenemos lo siguiente, figuras 2.4 y 2.5.

Figura 2.4. Histograma obtenido tras aplicar el método de Ridler-Calvard sobre la figura 2.3(a)

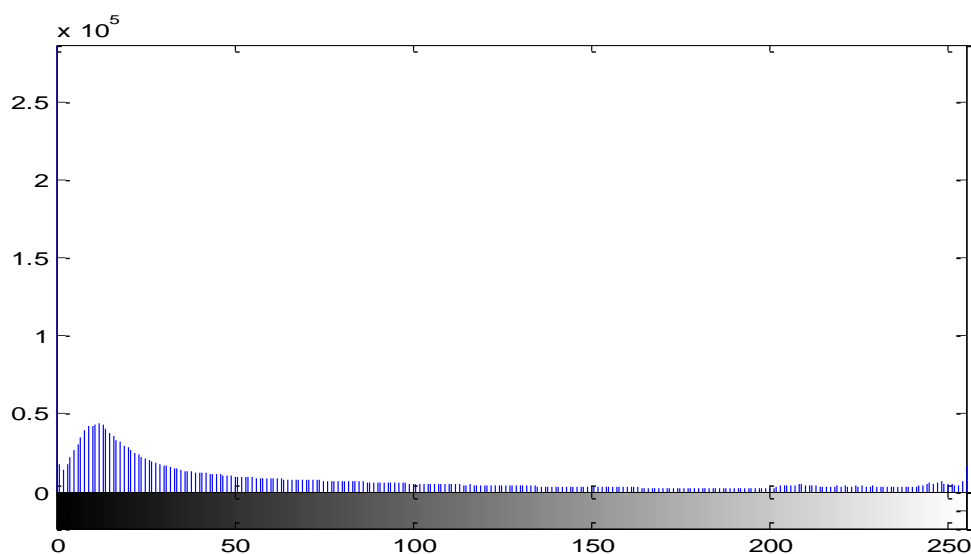
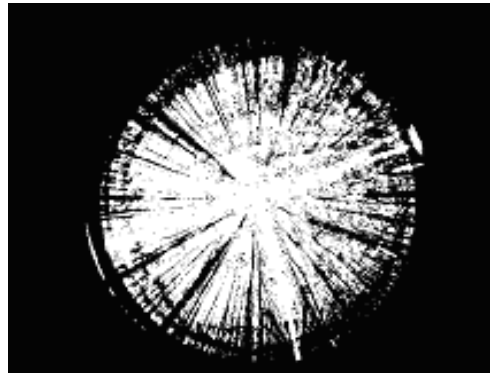


Figura 2.5. Imagen obtenida tras aplicar el método de Ridler-Calvard sobre la figura 2.3(a)

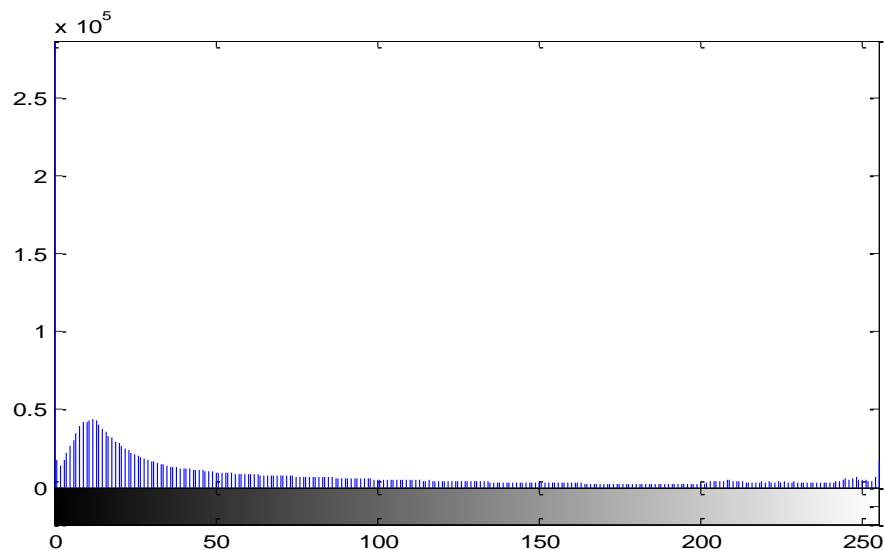
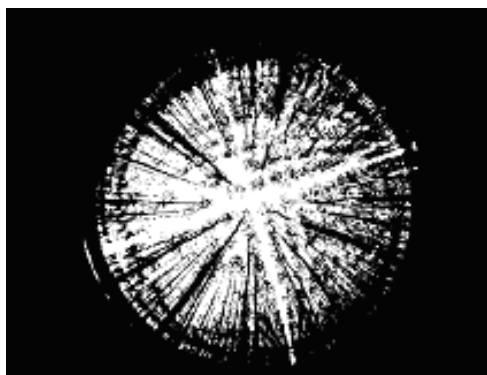


Al igual que en el caso anterior existen dos partes bien diferenciadas: las más luminosas y las más oscuras. Este método devuelve un valor umbral de 37,25, que cae dentro del lóbulo que se observa en el histograma de la figura 2.4. La principal ventaja de este método con respecto a Otsu es que no aparecen la mayor parte de las hojas de los árboles, al tener un menor umbral. No obstante, presenta la desventaja de la desaparición de árboles que antes sí se mostraban, amén de que aparecen árboles cuyo tronco aparece cortado debido a que los troncos (enteros o partes de ellos) se encuentran fuera del umbral elegido.

c) Método media

Dado que los métodos anteriores son buenos para determinados aspectos, pero presentan ciertas desventajas que les restan interés, se optó por utilizar como método la media aritmética, con lo que se evitaba tener valores demasiado bajos (que permiten que no aparezcan trozos o incluso troncos enteros) y altos (para que no incluya hojas). Con la imagen correspondiente a la figura 2.3(a) obtendríamos lo siguiente, figuras 2.6 y 2.7.

Este método devuelve un valor umbral de 58,70, que se correspondería con la terminación del lóbulo que se observa en el histograma de la figura 2.6. Como ya se ha mencionado previamente y se pone de manifiesto en dicha figura, la principal ventaja de este método con respecto a Otsu, es que no aparecen las hojas de los árboles, porque tiene un umbral menor, y con respecto al método de Ridler-Calvard, aparecen más troncos de árbol. Sin embargo, en este último caso, persiste la desventaja de los cortes en los troncos de los árboles.

Figura 2.6. Histograma obtenido tras aplicar la media sobre la figura 2.3(a)**Figura 2.7. Imagen obtenida tras aplicar la media sobre la figura 2.3(a)**

2.2.2 Segmentación basada en K-Means

Aunque este método se encuentra descrito en Pajares y Cruz (2002), entraremos un poco más en detalle puesto que es utilizado a la hora de desarrollar el método de segmentación propuesto en este trabajo. Para poder implementar este método debemos usar cuatro matrices que constituyen el núcleo central de este algoritmo: matriz de datos, matriz de distancias, matriz de centroides y matriz de pertenencias.

En la matriz de datos se guardan las muestras de las cuales se quieren obtener los puntos significativos que representen los grupos a clasificar. La matriz presenta la siguiente estructura (2.3):

$$Z = \begin{bmatrix} z_{11} & z_{12} & \dots & \dots & z_{1N} \\ z_{21} & z_{22} & \dots & \dots & z_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ z_{n1} & z_{n2} & \dots & \dots & z_{nN} \end{bmatrix} \quad (2.3)$$

donde N es el número de observaciones que se tienen y n los rasgos que caracterizan a cada prueba.

En la matriz de distancias se almacena la distancia de cada punto de la matriz de datos a cada centro de grupo o centroide, cuyo tamaño es cxN , siendo c el número de clases, como después veremos. La matriz presenta la siguiente estructura (2.4):

$$D = \begin{bmatrix} d_{11} & d_{12} & \dots & \dots & d_{1N} \\ d_{21} & d_{22} & \dots & \dots & d_{2N} \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ d_{c1} & d_{c2} & \dots & \dots & d_{cN} \end{bmatrix} \quad (2.4)$$

donde cada componente d_{ij} representa la distancia de la muestra j al centroide i . Una de la característica de este método es que hay que definir cuántas clases se requieren.

Los centroides que se generen durante la evolución del algoritmo de *clustering* van siendo almacenados en la matriz v de tamaño nxc , siendo n el número de rasgos que caracterizan a cada clúster y c el número de grupos que deben definirse antes de aplicar el algoritmo. La matriz de centroides viene representada por (2.5):

$$v = \begin{bmatrix} v11 & v12 & \dots & \dots & v1c \\ v21 & v22 & \dots & \dots & v2c \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ vn1 & vn2 & \dots & \dots & vnc \end{bmatrix} \quad (2.5)$$

Esta matriz se actualiza continuamente durante la evolución del algoritmo, para ello debe previamente definirse a qué grupo pertenece cada muestra. Si se utiliza como criterio la mínima distancia para actualizar el valor de los centroides, entonces se habla de la matriz de pertenencia.

En la matriz de pertenencia, como su nombre indica se define la pertenencia a uno u otro grupo, normalmente normalizado en el intervalo $[0, 1]$. Esta matriz define la eficiencia del algoritmo de clustering, pues será la base para actualizar los valores de los centroides. Si se define la matriz de pertenencia según (2.6), cada una de las líneas de la matriz definen un grupo, así en la matriz anterior, existirán c grupos.

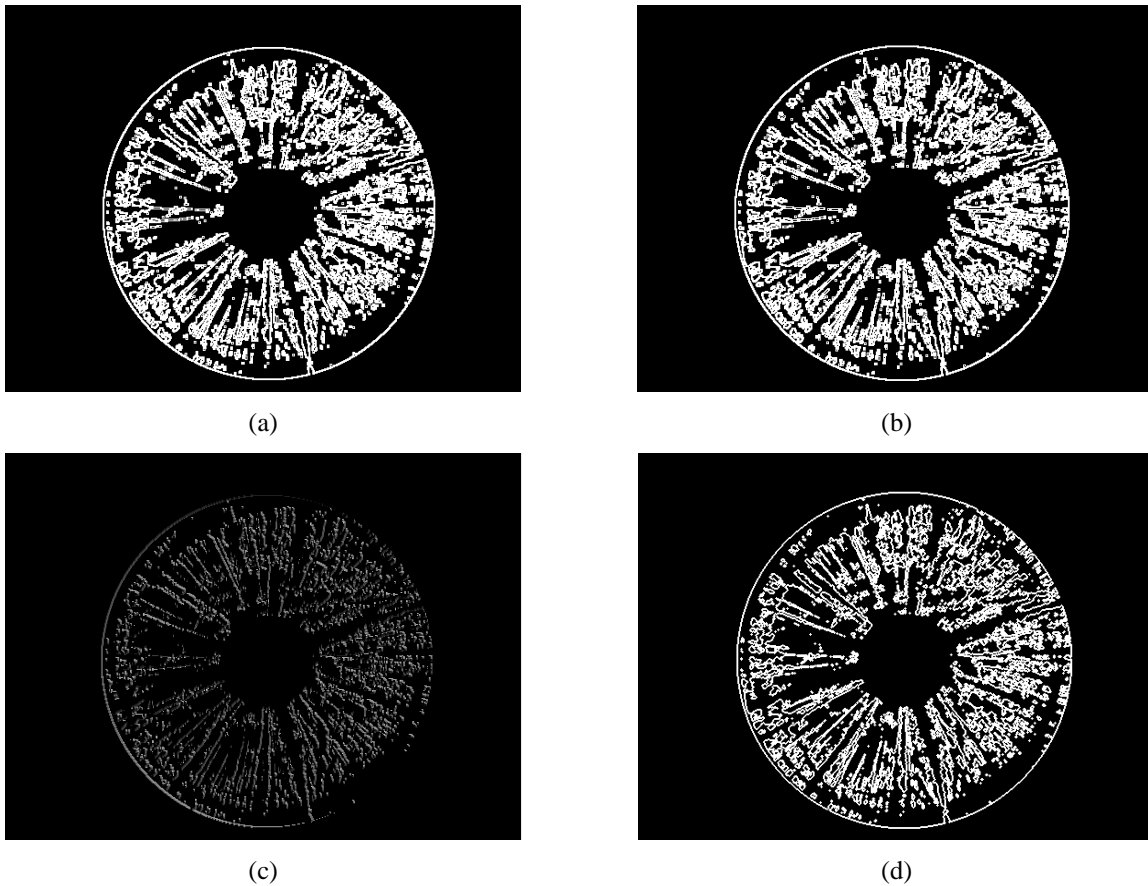
$$u = \begin{bmatrix} u11 & u12 & \dots & \dots & u1N \\ u21 & u22 & \dots & \dots & u2N \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ uc1 & uc2 & \dots & \dots & ucN \end{bmatrix} \quad (2.6)$$

2.3. Extractores de bordes

La extracción de bordes consiste en identificar las características que definen tanto sus contornos como las regiones donde ellos se concentran (Duffaut y col, 2004). Existen múltiples métodos para poder conseguir los bordes que definen los objetos de una imagen dada, destacamos entre ellos los que hacen uso de los operadores de primera derivada como por ejemplo: Sobel, Prewitt, Kirsch y el operador Laplaciana (Pajares y Cruz, 2007), por ser los utilizados en este trabajo. Las figuras 2.8(a)-(d) muestran ejemplos de aplicación sobre la imagen de la figura 2.3(a), de los operadores de Sobel, Prewitt, Kirsh y Laplaciano, respectivamente.

Como veremos en el capítulo 3, sección 3.3.3, la aplicación de los extractores de bordes es una pieza clave a la hora de desarrollar nuestra propuesta, puesto que nos permiten identificar mayor número de troncos, con lo que concluiremos que es necesaria su utilización.

Figura 2.8. Aplicación de los siguientes operadortes sobre la imagen de la figura 2.3(a); (a) operador de Sobel; (b) operador de Prewitt; (c) operador de Kirsch; (d) operador de Laplaciano



2.4. Identificación de líneas rectas: Transformada de Hough

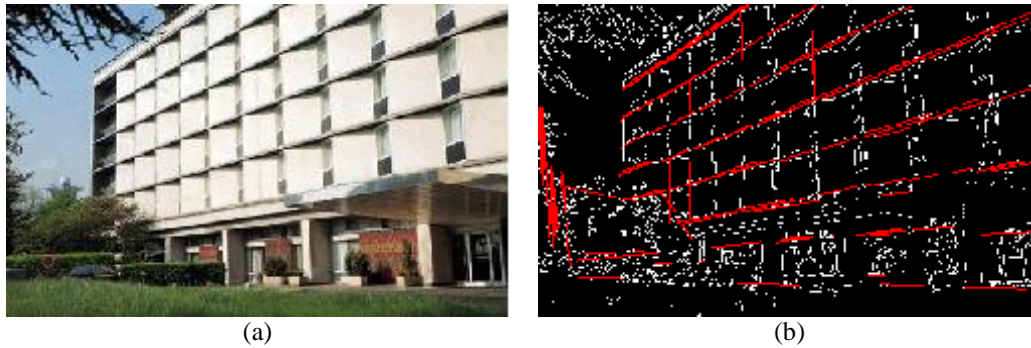
Este método fue propuesto por Hough y Paul (1962) con el objetivo de encontrar una línea recta que pasase por un conjunto de n puntos en el plano xy . La problemática consiste en encontrar los parámetros de la ecuación de la recta:

$$y = ax + b \quad (2.7)$$

2.5. Revisión de métodos en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales

Dado que es un método bien conocido y que aparece ampliamente explicado en la literatura, se remite a Pajares y Cruz (2007) para una explicación más detallada. En la figura 2.9(b) se muestra un ejemplo de aplicación de la transformada de Hough sobre la imagen de la figura 2.9(a)

Figura 2.9 (a) Imagen original; (b) imagen resultante de aplicar la transformada de Hough



Como se observa en la figura 2.9(b), la transformada de Hough proporciona como salida las líneas rectas que forman parte de la imagen de entrada. Dado que los árboles utilizados en este trabajo presentan un crecimiento recto, se optó por utilizar este método como medida de aproximación para la identificación de los troncos de árbol.

2.5. Revisión de métodos en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales

En el proceso de segmentación se encuadran aquellas técnicas encaminadas a la identificación de características tanto *a nivel de píxel* como *a nivel de regiones* (Herrera, 2010). En el primer caso se trata cada uno de ellos de manera individual y tratamos de clasificarlo como perteneciente a una determinada clase. En este caso las propiedades que se evalúan son sus componentes espectrales, esto es el color (Maillard, 2003, Rud y col., 2006). En cuanto a los modelos de color más utilizados destaca el modelo RGB, aunque en este trabajo también se utiliza el modelo HSI (matiz-saturación-intensidad, *Hue-Saturation-Intensity*, en terminología inglesa) el cual asocia la tonalidad de los colores con ángulos (Báez Rojas y col, 2008). Dentro del análisis del color existen otras aproximaciones relativas a la percepción visual, este es el caso de los trabajos propuestos por Vazquez y col. (2007) o Tkalcic y Tasic (2003). En Trias-Sanz (2008) se realiza un estudio sobre diferentes modelos de color para la segmentación de imágenes,

en este caso de satélites, correspondientes a entornos rurales, llegando a la conclusión de que en algunos casos resulta más conveniente utilizar ciertos modelos de color transformados (como el HSI), además del modelo RGB que también es utilizado.

En el caso de agrupamiento a nivel de regiones, no sólo se tiene en cuenta el valor del píxel actual sino también el valor de los píxeles que lo rodean. Lo que se va a procesar aquí son las formas con las que aparecen las texturas siguiendo unos patrones determinados.

Como se ha puesto de manifiesto con anterioridad, no existe gran cantidad de trabajos previos relacionados con la problemática planteada en este trabajo, sin embargo existen una serie de trabajos (Proyectos Fin de Carrera, Fin de Master y Tesis Doctorales) en los que se han propuesto soluciones relativas a la identificación de troncos de árbol aplicado a otros entornos forestales diferentes, y por tanto con características también diferentes. Aunque las condiciones de iluminación puedan presentar similitudes. Así por ejemplo en Zafra (2008), se propone un primer método de clasificación haciendo uso de un filtro de entropía aplicado a cada píxel de la imagen y extrayendo las zonas más grandes. No presenta un buen comportamiento en el caso de que la imagen esté iluminada de manera heterogénea, extracción de elementos que no son árboles como si lo fueran y la elección de un punto de corte apropiado. Por lo que esta estrategia no resulta apropiada en nuestro caso, puesto que las imágenes no están iluminadas de manera homogénea, como se puede observar en la imagen de la figura 2.3(a), donde se observa parte de los troncos en la sombra, mientras otros se encuentran iluminados al incidir el sol directamente sobre ellos (parte superior-derecha de la imagen).

También en Zafra (2008) se propone un método que realiza una extracción de los bordes de la imagen. La principal desventaja es que no obtiene resultados satisfactorios en imágenes complejas. En nuestro caso, las imágenes utilizadas correspondientes al grupo 1, tienen una gran complejidad debido a que existen gran cantidad de árboles muy próximos entre sí, solapándose ramas pertenecientes a varios troncos o incluso los propios troncos se cruzan (Figura 1.4). Por lo tanto, la estrategia planteada no podría ser aplicable a nuestro caso.

En Iglesias (2010) se propone una estrategia combinada de clasificación a partir de una serie de clasificadores como son la ventana de Parzen o el clasificador Bayesiano. Esta estrategia

2.5. Revisión de métodos en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales

obtiene buenos resultados en las imágenes utilizadas en aquel trabajo, que se caracterizan por haber sido tomadas en día soleado y procedentes de bosques de pino silvestre. No presentan resultados referentes a imágenes con escasa iluminación.

En Suárez (2009) se realiza una revisión de métodos de segmentación por umbralización, regiones, división y fusión (Fu y col., 1988) y *watershed* (Digabel y Lantuéjoul, 1978). La primera de las técnicas presenta el inconveniente de que es muy limitada y solamente trabaja correctamente cuando las texturas de las hojas, cielo suelo troncos presentan valores de intensidad diferentes y que permitan separarse mediante una serie de umbrales. Como se observa en la figura 1.6, esto no va a ser siempre posible. En el caso de la segmentación por regiones la contrapartida es que el método deja de ser automático, el cual es uno de los objetivos propuestos en este trabajo. En el caso de la división y fusión, funcionan bien cuando las regiones de los troncos son uniformes y el resto de regiones no presenten intensidades muy elevadas como ocurre en el caso de las texturas del cielo. Dado que el conjunto de imágenes correspondientes a los grupos 1 y 2, presentan valores de intensidad elevados, este método no sería adecuado. Por último, la técnica *watershed* se comporta adecuadamente en imágenes simples. Cuando la imagen es compleja se produce una sobre-segmentación, comportamiento que se observa también tras aplicarse sobre tres imágenes representativas de los grupos 1, 2 y 3.

En Herrera (2009) se propone una estrategia de segmentación basada en regiones, que consiste en realizar una serie de círculos concéntricos a partir de los cuales se identifican las regiones de los troncos facilitando su posterior identificación. Los resultados que se obtienen son satisfactorios sobre un conjunto de imágenes obtenidas en condiciones de escasa iluminación, por tanto similares al *grupo 3*, aunque correspondientes a bosques de roble rebollo, donde los árboles no presentaban hojas. Esta estrategia ha sido adaptada en este trabajo para poder trabajar no sólo en imágenes limitadas a esas características y condiciones de iluminación.

En Rodríguez (2010) se desarrolla una metodología para ubicar en parcelas de eucalipto usando imágenes hemisféricas. Este trabajo explica cómo se obtienen las imágenes, los métodos de medición, dónde se toman las imágenes, etc. La segmentación se realiza de manera semiautomática, mediante el trazado de líneas y puntos sobre la pantalla del ordenador por parte del usuario. Así es como se vienen realizando hasta ahora en el CIFOR y de ahí surge el interés

en automatizar esta tarea, en nuestro caso, mediante la propuesta que se procede a exponer en el capítulo siguiente.

A modo de resumen, en la tabla 2.1, se presentan las ventajas y desventajas, de las estrategias presentes en la literatura relativas a la identificación de texturas en imágenes procedentes de entornos forestales y obtenidas con el mismo sistema de medición que el utilizado en este trabajo.

De esta manera, el método propuesto realiza la identificación y clasificación de los troncos de árbol, proponiendo una estrategia que pueda solventar los problemas encontrados hasta el momento en la literatura. Este desarrollo se ha realizado sobre una problemática distinta a la de los trabajos anteriores, puesto que se trata de un entorno forestal diferente y que presenta unas características de iluminación también diversas. Sin embargo, la problemática encontrada no difiere tanto de la que ha tenido que abordarse en los trabajos anteriores.

Tabla 2.1. Resumen del estado actual de la investigación en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales en imágenes obtenidas mediante lentes de ojo de pez

Método	Ventajas	Desventajas
Filtro entropía (Zafra, 2008)	Aplicado a cada píxel extrae las zonas grandes	Mal comportamiento en imágenes no iluminadas homogéneamente
Extractor de bordes (Zafra, 2008)	Identifica contornos de los árboles	Mal comportamiento en imágenes complejas
Umbralización (Suárez, 2009)	Buen comportamiento si las texturas presentan tonalidades de color diferentes	Mal comportamiento en imágenes con escasa iluminación, o donde el sol produce que la misma textura presente distinto color
Regiones (Suárez, 2009)	Identifica regiones de tronco	No automático
División y fusión (Suárez, 2009)	Buen comportamiento en texturas homogéneas y valores de intensidad bajos	Mal comportamiento en imágenes donde el sol provoque una importante variación de la iluminación
<i>Watershed</i> (Suárez, 2009)	Buen comportamiento en imágenes sencillas	Mal comportamiento en imágenes complejas
Clasificadores (Iglesias, 2010)	Buen comportamiento en imágenes obtenidas en días soleados	Mal comportamiento en imágenes obtenidas con escasa iluminación
Regiones (Herrera, 2010)	Buen comportamiento en imágenes oscuras	Mal comportamiento en imágenes de día

2.5. Revisión de métodos en segmentación de texturas procedentes de entornos forestales

En el capítulo siguiente se expone la solución propuesta en este trabajo de investigación, donde se explica tanto el diseño del algoritmo como una serie de estrategias realizadas previamente y que no obtuvieron los resultados esperados, por lo que fueron descartadas finalmente.

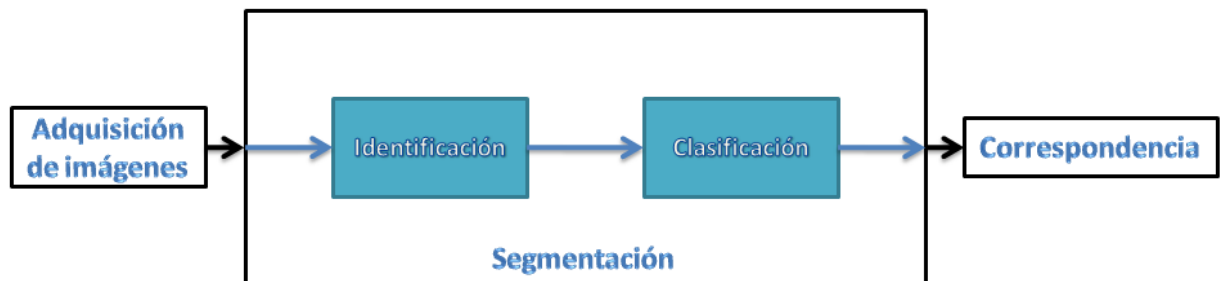
Capítulo 3 – Estrategia de identificación y clasificación de texturas

3.1 Introducción

En este capítulo se explica la estrategia de segmentación propuesta en este trabajo de investigación, con el objetivo de dar solución al problema planteado en la investigación. Se expondrán de igual modo otras propuestas que se han realizado y que no han llegado a materializarse debido a diversos factores que se especificarán más detalladamente en este capítulo.

Como puede observarse en la figura 3.1, la estrategia de segmentación propuesta puede dividirse en dos etapas claramente diferenciadas: *identificación* y *clasificación*. El proceso de identificación es el encargado de localizar los píxeles pertenecientes a texturas carentes de interés, como son el cielo, hierba y las hojas. El proceso de clasificación es el encargado, a partir de los píxeles que no han sido identificados como pertenecientes a texturas sin interés, clasificar aquellos que pertenecen a los troncos de árbol, y con ello, obtener el contorno del árbol.

Figura 3.1. Esquema del proceso de segmentación propuesto



En la sección 3.2 se explica el proceso de identificación, mientras que en la sección 3.3 se explica el de clasificación.

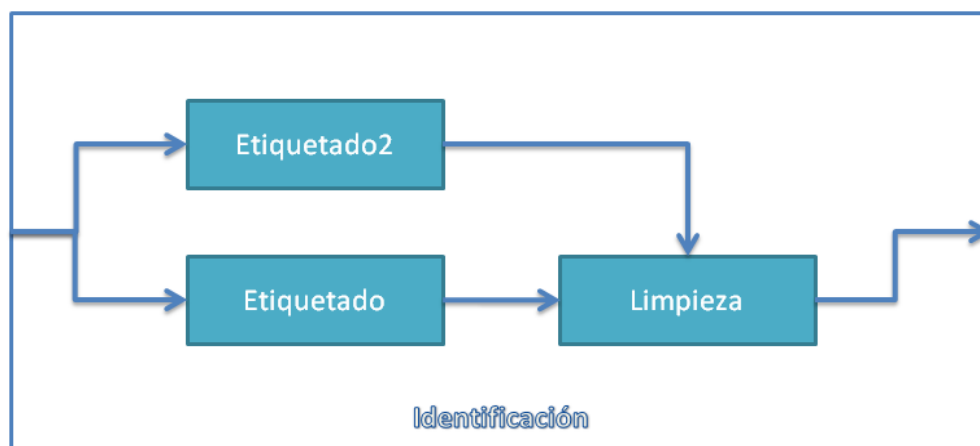
3.2 Identificación

El proceso de identificación a su vez se divide en dos procesos, *etiquetado* y *limpieza*., figura 3.2. El etiquetado consiste en la agrupación de píxeles que poseen una misma característica (ya sea que textura, color o intensidad), asignándoles de esta manera una misma

etiqueta que los identifique únivocamente. Por lo tanto, los píxeles que estén etiquetados en la misma clase serán aquellos que presentan características comunes. Hay un proceso alternativo al anterior dentro de la etapa de identificación, y que sólo se aplica sobre aquellas imágenes que presenten condiciones de escasa iluminación, sustituyendo de esta forma al proceso de etiquetado anterior y que lleva por nombre *etiquetado2*. La justificación de este proceso se expone en el capítulo cuatro.

En el proceso de limpieza se procede a eliminar aquellas zonas de la imagen carentes de interés para nuestros fines, es decir, aquellas texturas que no se correspondan con troncos de árbol como puedan ser el cielo, el suelo y las hojas. Terminado el proceso de identificación se procede a clasificar los píxeles pertenecientes a los troncos. Esto tiene lugar en el proceso de clasificación.

Figura 3.2. Esquema del proceso de identificación propuesto



En la sección 3.2.1 se explica el proceso *etiquetado*, mientras que en la sección 3.2.2 se explica el proceso *etiquetado2*. Por último, en la sección 3.2.3 se explica el proceso *limpieza*.

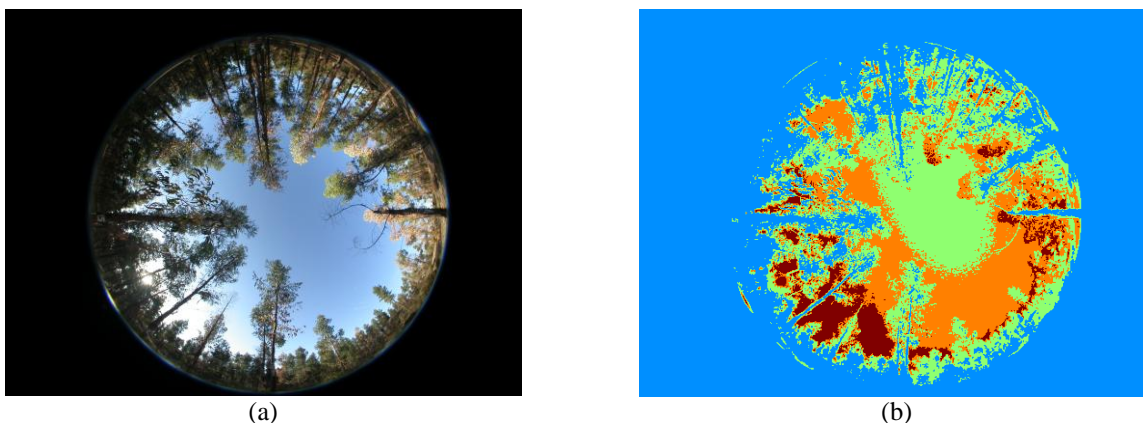
3.2.1 *Etiquetado*

El proceso de etiquetado se encarga de asignar etiquetas a los píxeles que presenten características comunes, como puedan ser el color, la intensidad o la textura. De esta manera obtenemos una imagen más sencilla de analizar.

El etiquetado de la imagen se realiza mediante el método K-Means. Esto consiste en realizar una partición de n observaciones en k clusters, haciendo que cada observación se

encuentre dentro del grupo con media más cercana. En la figura 3.3(b) se observa el resultado de aplicar el método K-Means sobre una imagen representativa del grupo 2. Por comodidad en la figura 3.3(a) se muestra nuevamente la figura 1.5. La imagen se ha segmentado en cuatro clases diferentes: la clase árbol que está etiquetada en color azul, la clase cielo que se identifica con dos colores: rojo y naranja y por último, la clase hoja en verde.

Figura 3.3. (a) Imagen original correspondiente al grupo 2; (b) imagen obtenida tras aplicar el proceso de etiquetado



Cabe mencionar que la parte azul que se encuentra fuera de la circunferencia de interés que contiene la imagen se ignora, y por otro lado, que no todas las hojas se clasifican en el color verde sino que aparecen en azul, esto hace que a la hora de aplicar el proceso de limpieza, sea necesario realizar varias iteraciones para eliminarlos, como se explica más adelante.

La imagen resultante de aplicar el proceso de etiquetado es la que recibe como entrada el proceso de limpieza, figura 3.2.

3.2.2 *Etiquetado2*

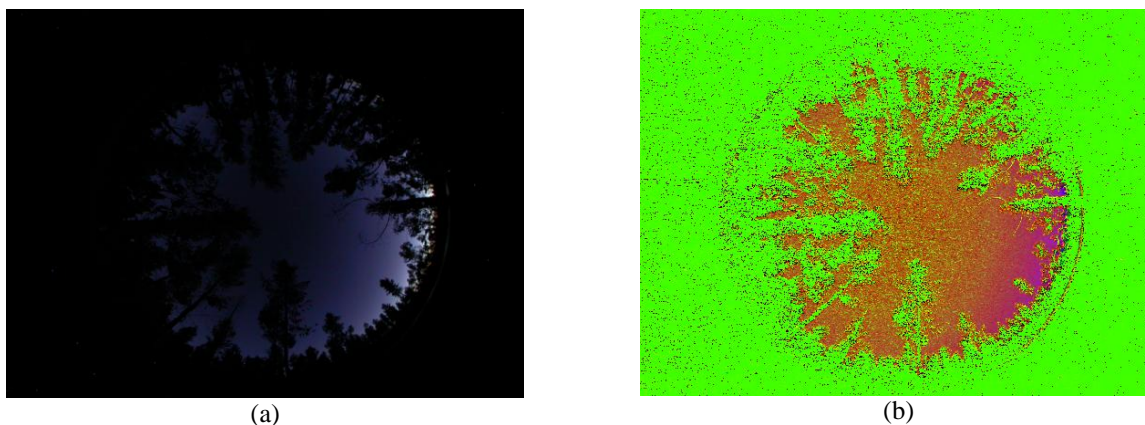
Esta etapa solamente se aplica si la imagen a procesar ha sido obtenida en condiciones de escasa iluminación. Para ello, obtenemos el histograma de intensidad de la imagen original (figuras 2.3(c), 2.4 y 2.6), de tal manera que la imagen es oscura si el mayor valor está comprendido en el rango $[0, 20]$, aplicando el proceso *etiquetado2*. En caso contrario la imagen no es oscura y se aplica el proceso *etiquetado* explicado en la sección anterior.

Este proceso consiste en realizar una transformación del espacio de color RGB al HSI. Las siglas HSI hacen referencia a *Hue*, *Saturation*, *Intensity*, es decir, matiz, saturación e

intensidad, respectivamente, siendo un método de representación del color bien conocido (Pajares y Cruz, 2007).

La figura 3.4(b) muestra el resultado de aplicar la transformación del modelo de color RGB al HSI sobre una imagen representativa del grupo 3. Por comodidad en la figura 3.4(a) se muestra nuevamente la figura 1.6.

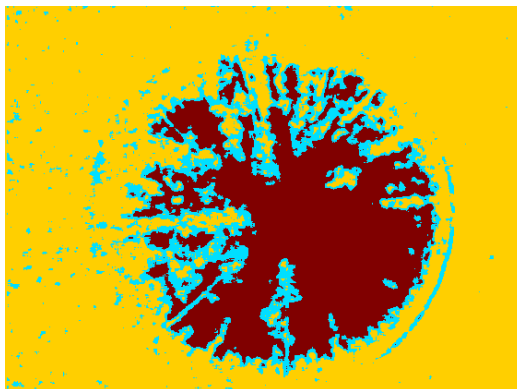
Figura 3.4. (a) Imagen original correspondiente al grupo 3; (b) imagen obtenida tras aplicar una transformación del modelo RGB al HSI



En lugar de aplicar este proceso de etiquetado sobre este conjunto de imágenes, podría haberse utilizado el expuesto en la sección anterior, pero como detallaremos en el capítulo cuatro, dicha propuesta no mejora los resultados obtenidos con el propuesto aquí.

La figura 3.5 muestra el resultado de aplicar el proceso de etiquetado explicado en la sección anterior sobre una imagen representativa del grupo 3, figura 3.4(a).

Figura 3.5. Imagen obtenida tras aplicar el proceso *etiquetado2* y a continuación aplicar el proceso *etiquetado*



La imagen resultante de aplicar el proceso de etiquetado2 es la que recibe como entrada el proceso de limpieza que se explica a continuación.

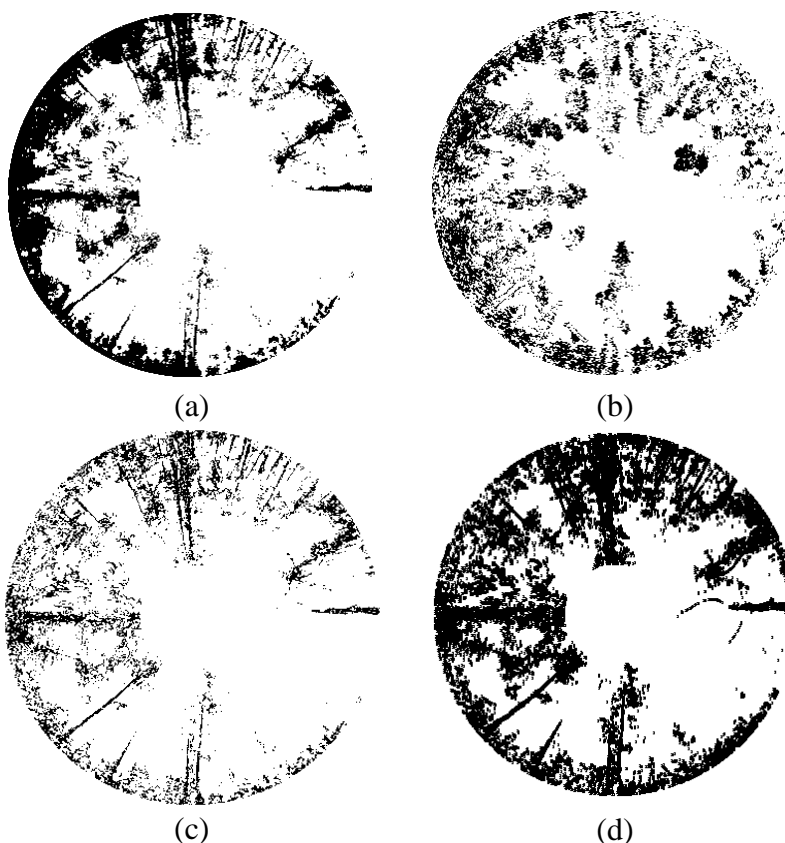
3.2.3 Limpieza

En esta etapa se procede a eliminar aquellas partes de la imagen carentes de interés. Para ello se aplica este proceso que consta de los siguientes pasos:

- 1°. Eliminamos aquellos píxeles que no pertenecen a la clase árbol, es decir, que no fueron etiquetadas como pertenecientes a esta clase, y que se encuentran dentro de los límites de la imagen, figura 3.6(a).
- 2°. De la imagen original se obtiene la componente verde, por ser la componente espectral dominante en las texturas de las hojas, figura 3.6(b).
- 3°. Se realiza la diferencia entre las imágenes obtenidas en los pasos 2 y 3. De este modo, se eliminan las posibles hojas que se han clasificado por error como pertenecientes a la clase árbol.
- 4°. Se realizan operaciones morfológicas de dilatación y erosión. La aplicación de este paso se justifica desde el punto de vista de eliminar aquellas ramas de árbol, que por el hecho de encontrarse los árboles muy próximos entre sí, provocan solapamientos, impidiendo separar árboles próximos entre sí, y que ha sido aplicado con éxito en Herrera (2009). Como se explica en el capítulo cuatro, la aplicación de este paso no aporta mejores resultados, al contrario. Por lo que este paso finalmente no se aplica. A pesar de ello, lo hemos mantenido aquí con fines comparativos, que se expondrán también en el capítulo cuatro.
- 5°. Existen partes de los troncos que se han perdido durante los pasos anteriores. Comprobamos en la imagen original las partes de los troncos (o ramas) que se hayan perdido durante el proceso de limpieza de la imagen para ello, comparamos nuestra imagen con la imagen de troncos obtenida y vemos si existen píxeles en la imagen de troncos que no existen en nuestra imagen (en dicho caso, añadimos dichos píxeles). Otra posibilidad para recuperar los troncos consiste en abrir una ventana 3x3 a partir de un píxel dado, obteniendo tres valores: *mayoría de azul* (cuando la componente azul de un píxel es mayor que el resto), por lo tanto no se realiza acción alguna; *mayoría de marrón* (como el marrón está compuesto por rojo, decimos que existe

mayoría de marrón cuando: la componente roja de un píxel es mayor que el resto), es parte de un tronco o de una rama, por lo que marca como tronco; *mayoría de verde* (cuando la componente verde de un píxel es mayor que el resto), nos encontramos con el follaje del árbol, seguimos mirando si por los alrededores existen otros píxeles marrones y si encontramos alguno, unimos ambos píxeles formando así un tronco (o rama) más fino. En los tres casos, la tolerancia es del 2%. En el caso de que no existan marrones cercanos, no se realiza acción alguna.

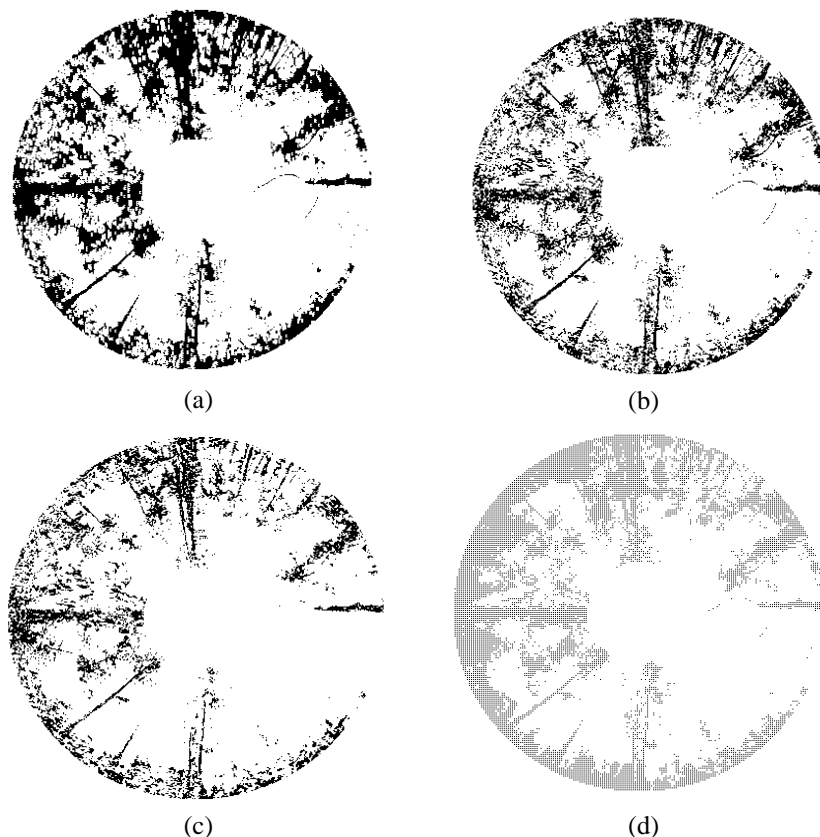
Figura 3.6. Imágenes obtenidas tras aplicar sobre una imagen del grupo 2: (a) el paso 1; (b) el paso 2; (c) el paso 3; (d) el paso 4



6°. Dado que en el paso 5 se pueden procesar píxeles correspondientes a hojas, se eliminan aquellos píxeles que no son troncos y que han aparecido en el paso anterior. Esto es debido a que los píxeles que identificamos como tronco en la imagen original son aquellos que muestran *mayoría de rojo* (píxeles que tengan más participación del color rojo que de verde o azul). La justificación se debe a que las troncos presentan la

componente espectral rojo como dominante sobre el resto. Con este criterio no sólo se obtienen troncos sino que se extraen una serie de píxeles espúreos, de ahí la aplicación de este paso. En este paso no trabajamos sobre la matriz de la imagen, sino la imagen resultante del paso anterior.

Figura 3.7. Imágenes obtenidas tras aplicar sobre una imagen del grupo 2: (a) el paso 4 y 5; (b) el paso 5 sin aplicar el 4; (c) el paso 6; (d) el paso intermedio entre el 4 y el 5



Se añadió inicialmente un paso intermedio entre los paso 4º y 5º que consistía en rellenar aquellos píxeles que estando en mitad de un tronco, quedaran en blanco. Para este fin, se utilizó una ventana 3x3 y se promedió la intensidad de estos píxeles de tal manera que si más del 50% de ellos estaban clasificados como tronco, el píxel en cuestión también pertenecía a esta clase. Otra de las aproximaciones para realizar este proceso fue la de ver si los píxeles que le rodeaban (inferior, superior, izquierda y derecha) pertenecían a la clase tronco. Finalmente se descartó este paso debido a que los resultados obtenidos no eran del todo satisfactorios.

3.3 Clasificación

Tras aplicar el proceso de identificación expuesto en la sección anterior, se han identificado los píxeles pertenecientes a texturas carentes de interés y eliminado de la imagen, quedándose únicamente con aquéllos píxeles identificados como pertenecientes a la clase árbol.

A continuación se aplica el proceso de clasificación que consiste en reconocer los troncos de los árboles, identificando su contorno. A la hora de realizar esta tarea se han seguido tres enfoques:

1. Mediante la transformada de Hough.
2. Mediante triangularización obteniendo los tres puntos que conforman un triángulo que incluye el árbol. Esto es, mediante un punto que define el vértice superior del triángulo y el uso de proyecciones, se obtienen los vértices inferiores.
3. Mediante la adaptación de la propuesta de segmentación basada en regiones de Herrera (2009), junto a un proceso de extracción de bordes y un posterior filtrado de las imágenes obtenidas.

En la sección 3.3.1 se explica el primer enfoque, esto es mediante la transformada de Hough. En la sección 3.3.2 se explica el segundo enfoque mediante triangulación. Por último, en la sección 3.3.3 se presenta la estrategia propuesta en este trabajo.

3.3.1 Transformada de Hough

En esta primera aproximación intentamos identificar los troncos de los árboles por medio de triángulos basándonos en la transformada de Hough (Hough y Paul, 1962). La idea de aplicar esta estrategia surge de los métodos utilizados en Informática Gráfica, donde los objetos que se representan mediante triángulos presentan un menor tiempo de renderizado a la hora de obtener la escena 3D.

El método de Hough nos permite conocer las líneas que definen los contornos de los árboles, y dado que los eucaliptos crecen en mayor medida rectos, se optó por aplicar este método. Una desventaja que presenta es que necesita gran cantidad de líneas para poder extraer los contornos y aún así, pueden no salir completos. Debido a esto y a los buenos tiempos de renderizado, se optó por utilizar triángulos, puesto que con tres puntos: esquina inferior

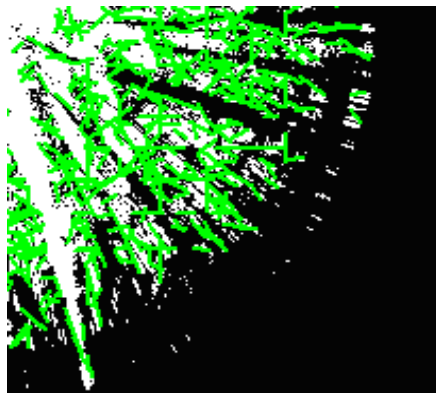
izquierda, esquina inferior derecha y superior, podemos definir cada triángulo de manera sencilla.

La imagen que se utiliza como entrada a la hora de realizar este proceso, es la obtenida como salida en la etapa de identificación expuesta en la sección 3.2. Otra posibilidad que se contempló con anterioridad fué utilizar como imagen de entrada la obtenida a partir de la segmentación basada en histograma, utilizando como umbral el obtenido en el método de Otsu.

Como se explicó en la sección 2.2.1a, uno de los problemas es que resulta muy difícil eliminar las hojas sin que desaparezcan parte de los troncos.

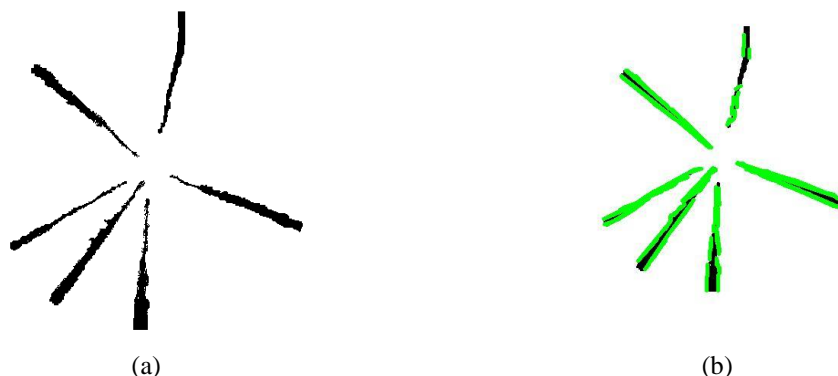
Volviendo a lo anterior, se pretende encontrar los contornos de los troncos usando la transformada de Hough, que presenta el inconveniente de la necesidad de trazar multitud de líneas para poder perfilar los contornos, como se observa en la figura 3.8.

Figura 3.8. Imagen obtenida tras aplicar la transformada de Hough



Otros de los problemas que nos encontramos a la hora de aplicar esta aproximación se presenta en imágenes que presentan troncos muy próximos entre sí. En este caso, la transformada de Hough no es capaz de discernir entre troncos distintos, trazando líneas entre troncos diferentes, como se puede observar también en la figura 3.8. Sin embargo en imágenes donde los troncos se encuentran más espaciados entre sí, este método resulta de utilidad, como se observa en la figura 3.9.

Figura 3.9. (a) Imagen segmentada; (b) resultado obtenido tras aplicar la transformada de Hough



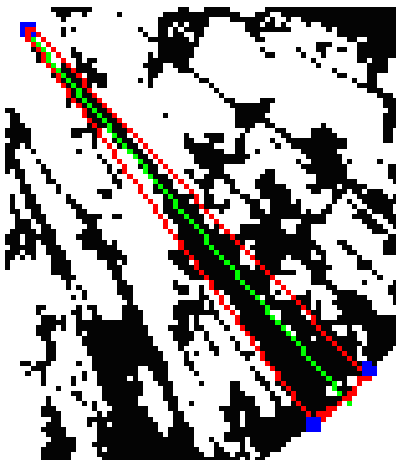
A tenor de los resultados obtenidos, la principal conclusión que se puede extraer es que en imágenes sencillas, en las que los troncos no se encuentran próximos entre sí, la transformada de Hough resulta factible para extraer los contornos de los árboles. No así en imágenes que presentan mayor densidad de árboles y por tanto más próximos entre sí. En este último caso, se optó a continuación por triangularizar los árboles. De esta manera, la transformada de Hough solamente proporciona tres puntos (superior, inferior izquierdo e inferior derecho), obteniendo el triángulo que aproxima el tronco del árbol. El inconveniente de esta segunda propuesta es que nuevamente presenta un mal comportamiento en entornos con gran densidad de árboles. Por lo que finalmente se descartó la transformada de Hough, proponiendo una nueva aproximación basada en la triangulación, y que se propone a continuación.

3.3.2 Triangulación

En esta segunda aproximación para identificar los troncos de los árboles, se optó por utilizar la triangularización sin emplear la transformada de Hough.

La idea principal se basa en encontrar los vértices superiores que definen los triángulos, una vez obtenidos, hacemos su proyección sobre el círculo que define el final de la imagen. Cuando hallamos esta proyección nos movemos hacia izquierda y derecha de ésta para obtener los puntos inferiores izquierdo y derecho del triángulo, obteniendo así los tres puntos que lo definen, figura 3.10.

Figura 3.10. Ejemplo de triangularización



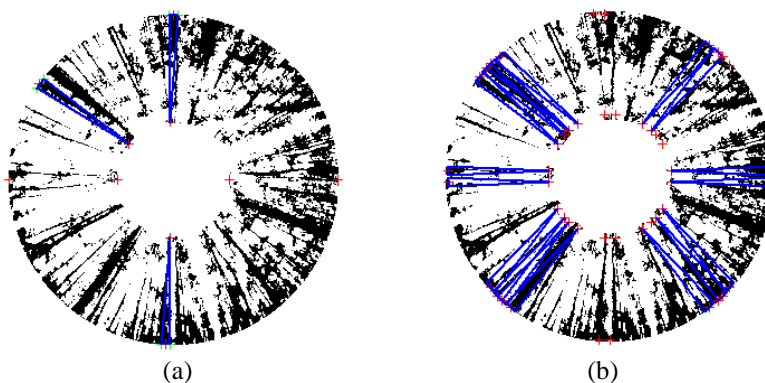
En la figura 3.10 podemos observar cómo se realiza el proceso de triangularización. Primero obtenemos el vértice superior del triángulo (dibujado en azul), a continuación realizamos la proyección de dicho punto hasta llevarlo al límite de la imagen (línea verde). Una vez que tenemos dicha proyección, se desplaza a izquierda y derecha hasta encontrar los dos vértices inferiores (dibujados en azul), o bien hasta encontrar el límite del árbol (el primer píxel blanco) o hasta alcanzar un cierto límite, establecido en nuestro caso a 10 después de ensayo y error. Por último se unen los tres vértices formando el triángulo (dibujado en rojo).

Una ventaja de este método radica en que si se obtiene correctamente el triángulo, proporciona una buena aproximación del árbol y dado que se conocen fórmulas matemáticas para hallar la superficie de un triángulo, se podría obtener con facilidad en el futuro la cantidad de madera. Otra ventaja es que a la hora de querer reconstruir la escena en 3D, se tardará menos en renderizar debido a que los triángulos se definen con menor número de puntos que, por ejemplo, un cuadrado.

La principal desventaja radica en que al hacer la proyección y dada la geometría del sistema basada en lentes de ojo de pez (Herrera, 2010), la proyección del punto superior en el círculo de fin de imagen, puede no caer dentro de un árbol pudiendo reconocerse como árboles zonas de la imagen que no lo son. Otro de los inconvenientes a tener en cuenta radica en que dependiendo de la altura a la que se tomen los vértices superiores de los triángulos, podemos reconocer un mayor o menor número de troncos, por lo que es necesario procesar la imagen a diferentes alturas, identificando los posibles troncos que hubiera y teniendo en cuenta que puede

que sean puntos que identifiquen un tronco procesado en una iteración anterior, figura 3.11. Esto hace que el coste computacional del método sea bastante elevado.

Figura 3.11. Dependiendo de la altura a la que se obtengan los vértices superiores, se identifica mayor o menor número número de troncos



Dado que al generar los puntos de manera automática es posible que puedan identificarse como tronco elementos de la imagen que no lo son, se introdujo una variante de este método, la *generación semiautomática*. Para poder realizar esto, es necesaria la colaboración humana para identificar puntos pertenecientes a los troncos. Una estrategia similar a esta es la que se propone en Rodríguez (2010). De esta manera podemos identificar mejor los troncos y el número de errores disminuye.

La principal ventaja es, por tanto, que el número de errores a la hora de identificar los troncos disminuye. Pero por contrapartida, el coste computacional es elevado, y lo que es más importante, la estrategia general de segmentación en este trabajo dejaría de ser automática, precisamente uno de los objetivos propuestos.

Todo esto provocó que se descartara finalmente esta segunda aproximación de solución, dando paso a la tercera y finalmente la definitiva propuesta de solución para identificar los contornos de los árboles.

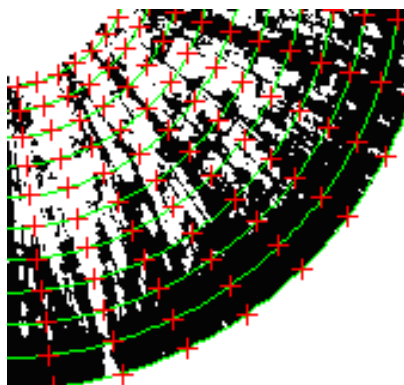
3.3.3 Círculos concéntricos

Esta es la última de las aproximaciones realizadas y toma como referencia el método propuesto por Herrera (2009) aplicado a entornos forestales de roble rebollo en imágenes obtenidas sin hojas y en condiciones de escasa iluminación. Dicho método dibuja una serie de círculos concéntricos sobre la imagen, donde para cada círculo se detectan las regiones oscuras

que atraviesa y que se corresponden con troncos, facilitando de esta manera la identificación de los árboles.

En nuestra propuesta dibujamos círculos concéntricos a partir del círculo interior de la imagen de radio 135 píxeles, hasta llegar al círculo exterior que delimita la imagen, de radio 815 píxeles. En cada uno de estos círculos se identifica los puntos con los cuales interseccionan regiones oscuras de la imagen, (identificadas como troncos en la etapa anterior, sección 3.2), figura 3.12. A continuación se realiza un desplazamiento de los puntos a izquierda y derecha, consiguiendo de esta manera obtener el contorno de los árboles.

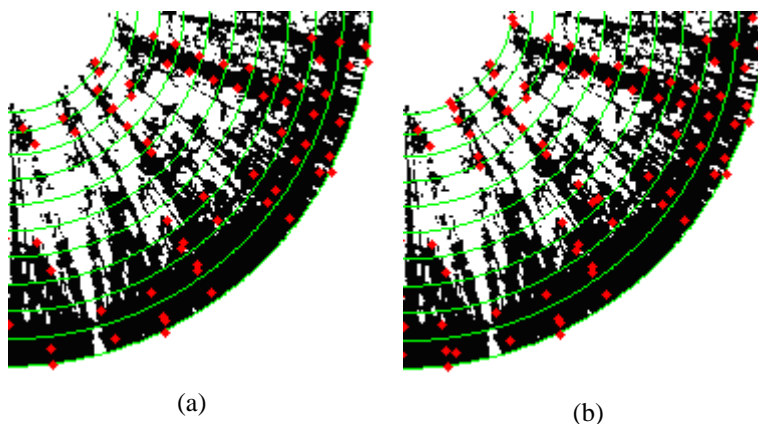
Figura 3.12. Proceso basado en el trazado de círculos concéntricos



Debido a que con este método aparecen puntos espúreos como se observa en la figura 3.12, a continuación se aplica un filtro de la media con una ventana de tamaño 3x3 píxeles sobre la componente de intensidad de la imagen, eliminando así aquellos puntos que se encuentran aislados, y por tanto no pertenecen a una región oscura susceptible de ser un tronco. Se han realizado dos pruebas, eliminando aquellos píxeles que estén rodeados por menos de un 30% o un 40% de píxeles negros, figura 3.13.

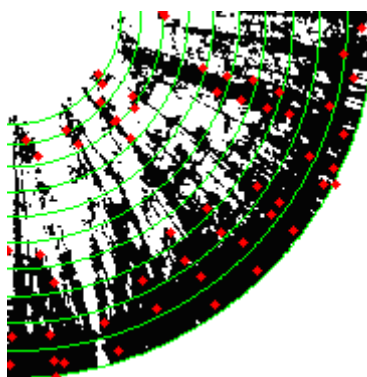
Como vemos en la figura 3.13(a), al filtrar con un 30% perdemos algunos puntos de interés, los cuáles identifican troncos. Al aumentar al 40%, figura 3.13(b), se recupera parte de esta información. Esta situación se repite si aumentamos el porcentaje, pero entonces aparecen de nuevo píxeles aislados identificados por error.

Figura 3.13. Resultado tras aplicar el filtro de la media con una ventana 3x3 basado en la componente de intensidad. Se eliminan aquellos puntos que no estén rodeados por más de:
(a) un 30% de píxeles negros; (b) un 40% de píxeles negros



Se ha probado a aplicar un filtro 3x3, en este caso utilizando la desviación estándar, figura 3.14. Así se comprueba cuál es la desviación estándar de un píxel con respecto a su entorno. En este caso, se eliminan aquellos píxeles que difieren un cierto valor con respecto a la desviación estándar. En nuestro caso, con una tolerancia del 10%.

Figura 3.14. Resultado tras aplicar un filtro 3x3 basado en la desviación estándar



Este filtro es menos agresivo que el filtro de la media, obteniéndose en promedio mayor porcentaje de puntos correspondientes a troncos. Sin embargo, éstos resultan insuficientes.

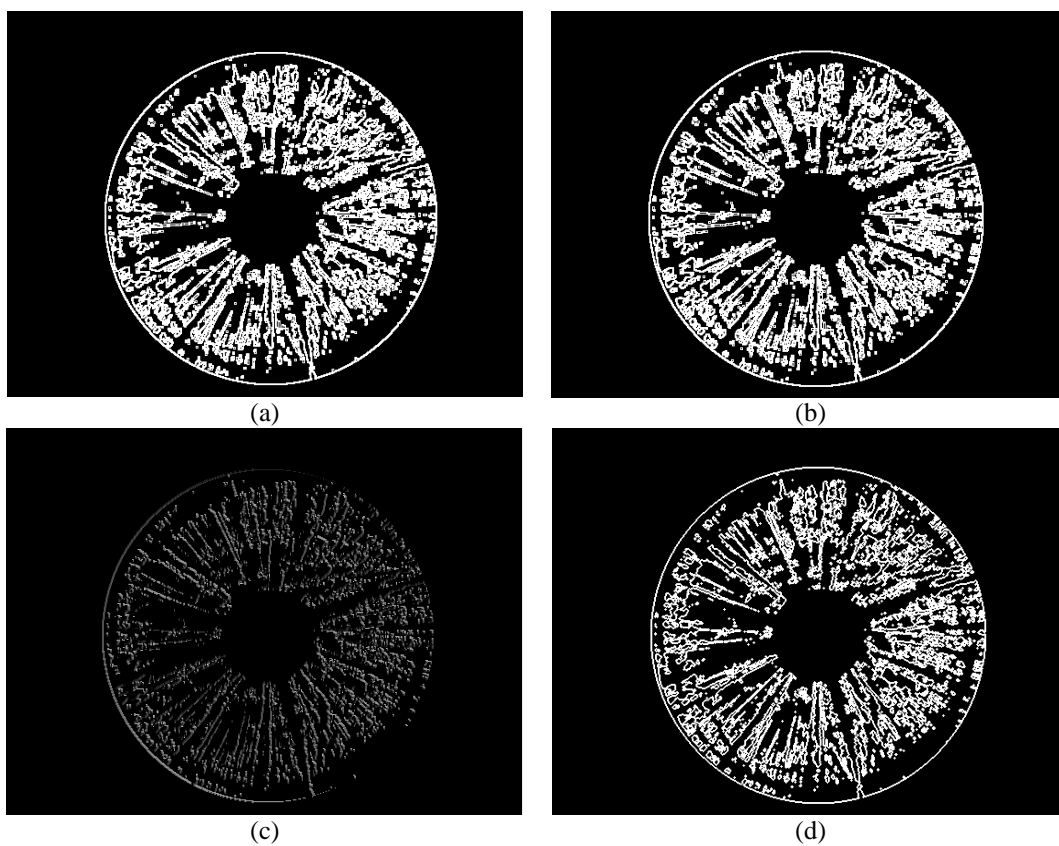
Con el objetivo de alcanzar un mayor número de píxeles que definieran los contornos de los árboles se optó por construir una imagen formada exclusivamente por los puntos obtenidos tras aplicar la estrategia basada en círculos concéntricos, y que recibe el nombre de *imagen de puntos*, figura 3.15.

Figura 3.15. Imagen de puntos



En paralelo se realiza una extracción de bordes sobre la imagen original. Para ello, se propusieron cuatro operadores: Sobel, Prewitt, Kirsch y Laplaciano (Pajares y Cruz, 2007), figuras 3.16(a)-(d).

Figura 3.16. Imagen obtenida con el operador de: (a) Sobel; (b) Prewitt; (c) Kirsch; (d) Laplaciano



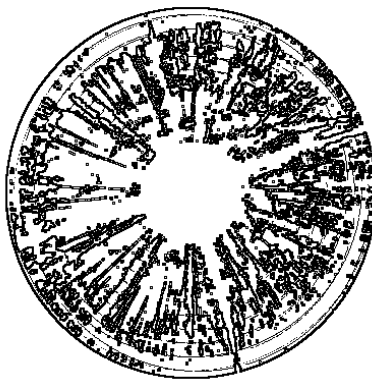
Tras realizar una comparación entre los resultados obtenidos por cada uno de los cuatro operadores utilizados, se optó finalmente por utilizar Sobel.

A continuación se realiza un filtrado aplicando la operación lógica *and*, sobre la matriz de la imagen de puntos y la obtenida tras aplicar el operador de Sobel, de manera que los píxeles comunes en ambas matrices se mantienen.

En vista de los resultados obtenidos con este criterio, se optó finalmente por incluir una nueva condición: se seleccionan también aquellos píxeles de la matriz de puntos que cumplan que, si se abre una ventana 3×3 centrada en la misma posición en la matriz de Sobel, existe al menos un punto negro en la ventana que no es él mismo.

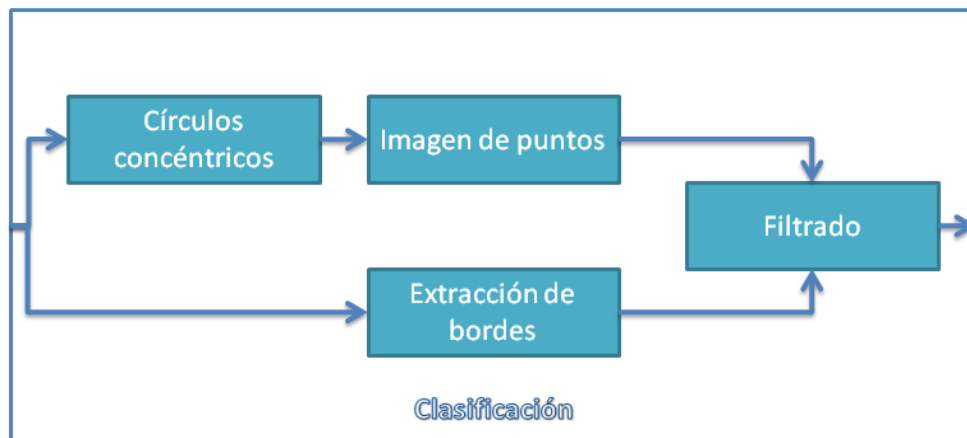
En la figura 3.17 podemos observar cómo, a partir de la imagen de puntos y junto con los bordes extraídos mediante el operador de Sobel, se obtienen los contornos de los árboles que aparecen en la imagen. Además, se ha conseguido eliminar la mayor parte de los puntos espúreos identificados en los procesos anteriores. Una aplicación más agresiva del método eliminaría mayor número de puntos espúreos, pero con ello se perderían también parte de los troncos, por lo que se ha preferido optar por una estrategia más conservadora que garantice una menor pérdida de información relevante.

Figura 3.17. Imagen obtenida tras aplicar el proceso de clasificación propuesto



Como colofón y a modo de resumen, en la figura 3.18 se muestra el esquema seguido en la etapa de clasificación propuesta en este trabajo. En el capítulo siguiente se presentan los resultados más relevantes alcanzados a partir de la estrategia de segmentación propuesta en este trabajo.

Figura 3.18. Esquema del proceso de clasificación propuesto



Capítulo 4 – Análisis de resultados

4.1 Introducción

En este capítulo realizaremos una discusión acerca de los resultados obtenidos por el método propuesto en este trabajo de investigación y explicado en el capítulo anterior. Daremos los datos correspondientes a las pruebas realizadas para cada una de las imágenes de prueba mostradas en esta memoria, y los resultados generales para el conjunto de imágenes utilizadas. Además, realizaremos una comparación con otros trabajos previos de índole similar.

Se han utilizado 15 pares estereoscópicos, o lo que es lo mismo 30 imágenes, 10 de las cuales corresponden al primer conjunto de imágenes que se caracterizan por presentar una gran cantidad de árboles (*grupo 1*), 10 imágenes que se caracterizan por una importante variación de la iluminación en determinadas zonas (*grupo 2*), y 10 imágenes que presentan una escasa iluminación por haber sido tomadas al atardecer de un día soleado (*grupo 3*).

Este capítulo se organiza de la siguiente manera, en la sección 4.2 se explican las imágenes utilizadas para validar los resultados. En las secciones 4.2, 4.3 y 4.4 se muestran los resultados obtenidos sobre el conjunto de imágenes de los grupos 1, 2 y 3, respectivamente. En la sección 4.5 se presentan los resultados obtenidos promediados a todo el conjunto de imágenes utilizadas. Por último, en la sección 4.6 se realiza una comparativa entre los resultados obtenidos con el método propuesto en este trabajo, frente a otros propuestos en la literatura así como métodos de clasificación clásicos. Además, también se incluyen aquéllos presentados en el capítulo tres, y que por los motivos que se expusieron, fueron finalmente descartados.

4.2 Imágenes Ground Truth

A la hora de validar el método propuesto, se hace necesario contar con una serie de imágenes de referencia que nos permitan contrastar la calidad de los resultados obtenidos. Para ello, se han utilizado *imágenes de referencia* o *Ground Truth (GT)*, extrayendo así el porcentaje de error cometido por el método en cada imagen frente a la imagen GT correspondiente.

Para cada una de las 30 imágenes utilizadas en este trabajo se extrajo su correspondiente GT bajo la supervisión del experto forestal. A modo de ejemplo, en las figuras 4.1 y 4.2 se muestran los GT de las imágenes de las figuras 1.4 y 1.5, respectivamente.

Figura 4.1. Imagen Ground Truth correspondiente a la figura 1.4

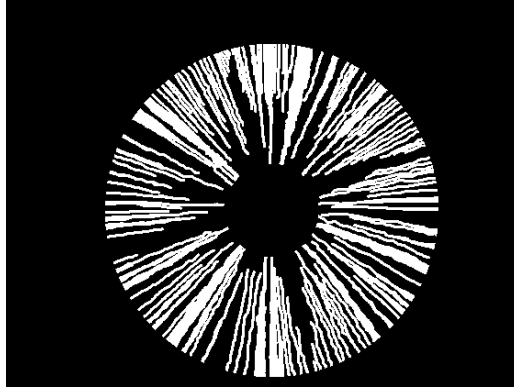
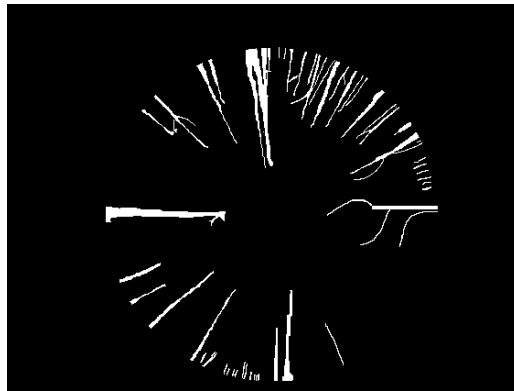


Figura 4.2. Imagen Ground Truth correspondiente a la figura 1.5



4.3 Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 1

A continuación se presentan los resultados obtenidos aplicando el método propuesto en este trabajo sobre el primer conjunto de imágenes que se corresponden con aquellas que presentan una mayor densidad arbórea que el resto, y por tanto, árboles próximos entre sí.

Se presentan los resultados obtenidos aplicando el paso 4° del proceso de identificación propuesto en la sección 3.2.3, consistente en aplicar una operación morfológica de erosión seguida de una dilatación sobre la imagen, y se comparan frente a aquéllos obtenidos sin aplicarlo. También se discute cuál es el número de clases adecuado para clasificar las diferentes texturas presentes en la imagen.

En la tabla 4.1 se presenta el porcentaje promediado de error (%) y la desviación estándar (σ) obtenidos aplicando el método de segmentación propuesto en este trabajo, sobre el conjunto de imágenes del grupo 1. Se comparan los resultados obtenidos de aplicar o no el paso 4°

explicado anteriormente. Además, se presentan los resultados obtenidos en función de que la imagen se segmente en dos, tres, cuatro o cinco clases distintas.

Tabla 4.1. Porcentaje promediado de error y desviación estándar obtenidos en el grupo 1

Nº de clases	Paso 4º	%	σ
2	Si	19,22	1,46
	No	9,63	0,75
3	Si	20,30	0,88
	No	13,25	1,91
4	Si	18,44	2,12
	No	6,43	0,69
5	Si	18,75	1,71
	No	10,09	1,06

El mayor porcentaje de error en promedio se comete cuando se segmenta la imagen en tres clases. En cambio, el menor porcentaje de error se obtiene con cuatro clases.

Comparando los resultados obtenidos de aplicar el paso 4º o no hacerlo, se observa que el error obtenido al aplicar el paso 4º es aproximadamente el doble del que obtenemos si no aplicamos dicho paso. En cambio, en este caso se obtiene una mayor desviación estándar, con tres clases.

En la figura 4.3(a)-(d) se presentan los resultados obtenidos al aplicar el proceso de segmentación propuesto sobre la imagen representativa del grupo 1 (figura 1.4), segmentando ésta en dos, tres, cuatro y cinco clases, respectivamente. De manera cualitativa se puede apreciar cómo, segmentando la imagen en cuatro clases, se distinguen más claramente las texturas correspondientes al cielo, hojas, suelo y troncos de árbol. Resultados, que de manera cuantitativa se pueden confirmar en la tabla 4.1.

Para ilustrar de una forma más clara cómo varía el porcentaje de error en función del número de clases en que se segmente la imagen, se presenta la figura 4.4. Se observa cómo, sin aplicar las operaciones morfológicas de erosión y dilatación, se obtiene menor número de errores independientemente del número de clases en que se segmente la imagen. Recordar que la aplicación del paso 4º estaba justificada desde el punto de vista de eliminar aquellas ramas de árbol, que por el hecho de encontrarse los árboles muy próximos entre sí, provocaba solapamientos, y que había sido aplicado con éxito en Herrera (2009). En cambio, y a la vista de

4.3. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 1

los resultados obtenidos aquí, dadas las características de estas imágenes, este paso no resulta adecuado.

Figura 4.3. Resultados obtenido con: (a) 2 clases; (b) 3 clases; (c) 4 clases; (d) 5 clases

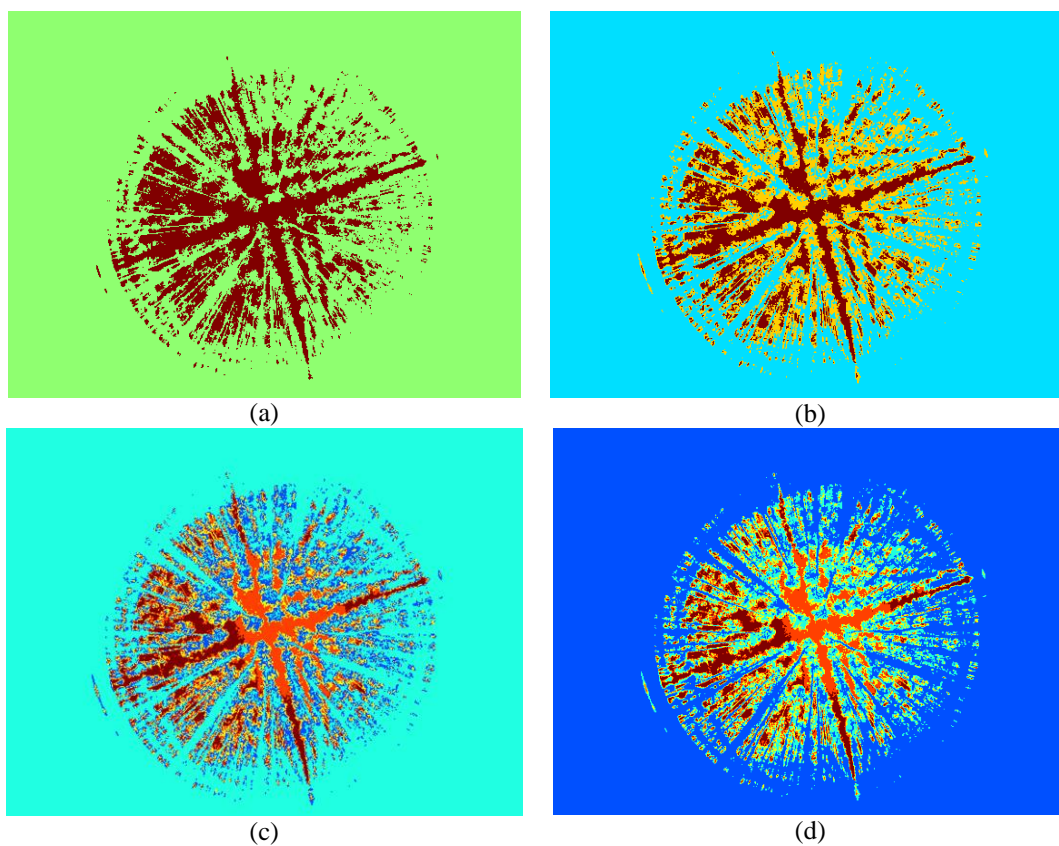
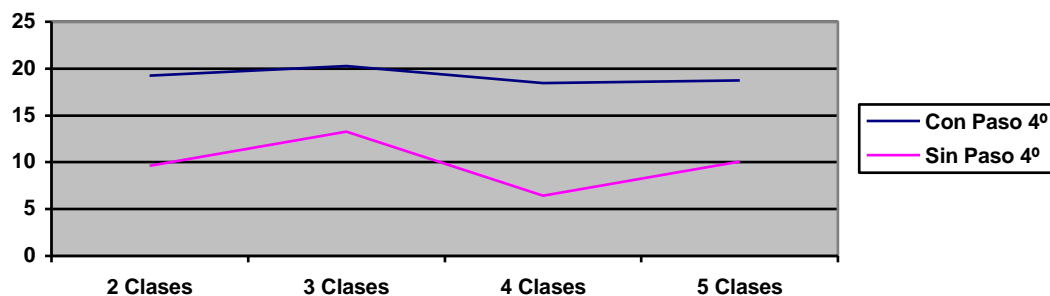


Figura 4.4. Porcentaje promediado de error frente al número de clases en que se segmenta la imagen, para el grupo 1



Podemos concluir por tanto, que para el grupo 1 de imágenes, los mejores resultados se obtienen segmentando la imagen en cuatro clases, y sin necesidad de aplicar el paso 4° en el subproceso de limpieza aplicado dentro de la etapa de identificación, sección 3.2.3.

4.4 Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 2

En esta sección se presentan los resultados obtenidos aplicando el método propuesto en este trabajo sobre el segundo conjunto de imágenes que se corresponden con aquellas que presentan variación en las condiciones de luminosidad en determinadas zonas, de tal manera que en las zonas en las que el sol incide directamente sobre ellas, se presentan tonalidades claras, mientras que aquellas que se encuentran a la sombra presentan tonalidades oscuras.

Al igual que en la sección anterior, se presentan los resultados obtenidos aplicando el paso 4° del proceso de identificación propuesto en la sección 3.2.3, consistente en aplicar una operación morfológica de erosión seguida de una dilatación sobre la imagen, y se comparan frente a aquéllos obtenidos sin aplicarlo. También se discute cuál es el número de clases adecuado para clasificar las diferentes texturas presentes en la imagen.

En la tabla 4.2 se presenta el porcentaje promediado de error (%) y la desviación estándar (σ) obtenidos aplicando el método de segmentación propuesto en este trabajo, sobre el conjunto de imágenes del grupo 2. Se comparan los resultados obtenidos de aplicar o no el paso 4° explicado anteriormente. Además, se presentan los resultados obtenidos en función de que la imagen se segmente en dos, tres, cuatro o cinco clases distintas.

Tabla 4.2. Porcentaje promediado de error y desviación estándar obtenidos en el grupo 2

N° de clases	Paso 4°	%	σ
2	Si	23,32	1,16
	No	11,05	0,24
3	Si	20,69	1,32
	No	13,68	0,88
4	Si	21,36	1,87
	No	7,65	0,98
5	Si	19,56	1,25
	No	9,40	0,12

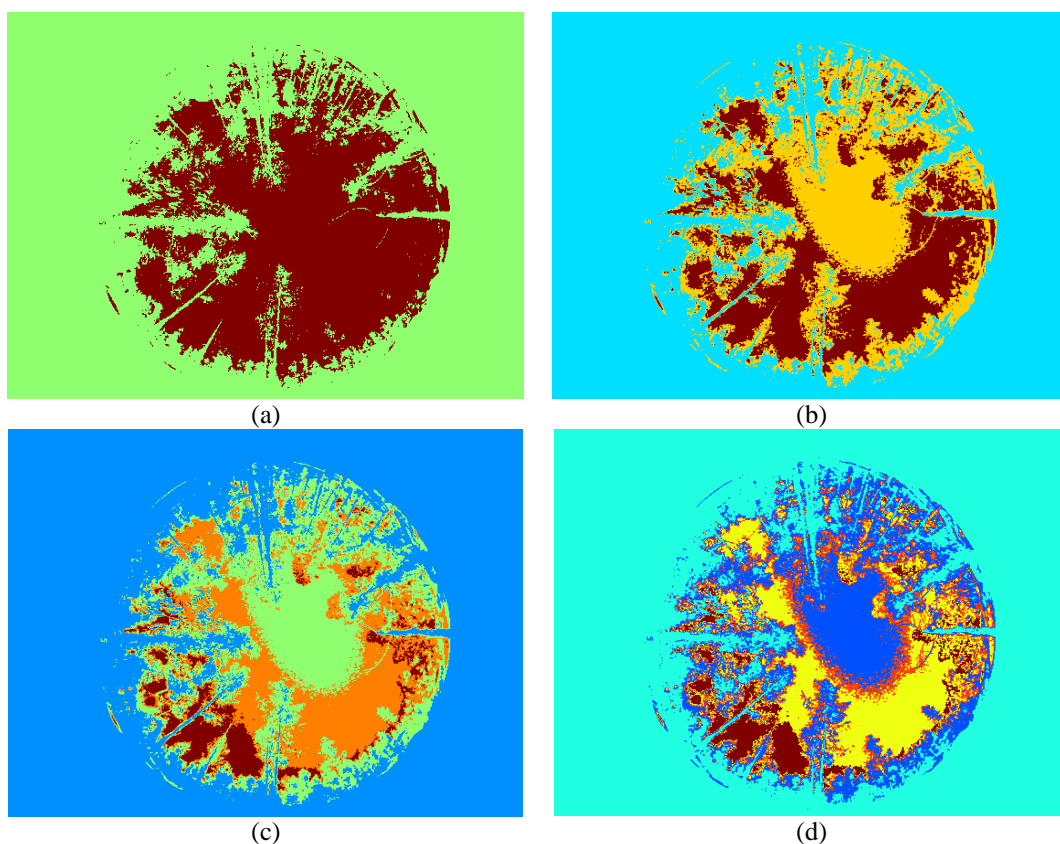
4.4. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 2

A la vista de los resultados obtenidos de aplicar el paso 4º o no hacerlo, y al igual que ocurre con el grupo 1 de imágenes, se puede observar como sin utilizar el paso 4º se reduce considerablemente el porcentaje de error. Además, la desviación estándar también disminuye. El mayor descenso se obtiene segmentando las imágenes en cuatro clases, reduciéndose hasta en un tercio el porcentaje de error obtenido en promedio.

El menor porcentaje de error en promedio se comete cuando se segmenta la imagen en cuatro clases, y mayor porcentaje de error se obtiene con tres clases.

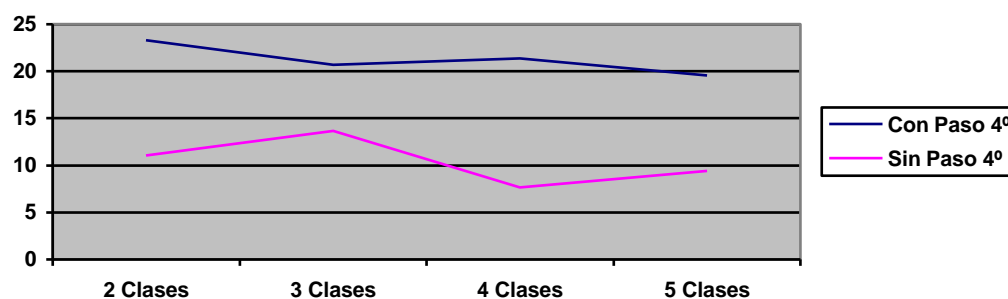
En la figura 4.5(a)-(d) se presentan los resultados obtenidos de aplicar el proceso de segmentación propuesto sobre la imagen representativa del grupo 2 (figura 1.5), segmentando ésta en dos, tres, cuatro y cinco clases, respectivamente.

Figura 4.5. Resultados obtenido con: (a) 2 clases; (b) 3 clases; (c) 4 clases; (d) 5 clases



Para ilustrar de una forma más clara cómo varía el porcentaje de error en función del número de clases en que se segmente la imagen, se presenta la figura 4.6. Se observa cómo, sin aplicar las operaciones morfológicas de erosión y dilatación, se obtiene menor número de errores cualquiera sea el número de clases en que se segmente la imagen. Por lo que, a la vista de los resultados obtenidos, no resulta adecuado la aplicación de este paso en este grupo de imágenes.

Figura 4.6. Porcentaje promediado de error frente al número de clases en que se segmenta la imagen, para el grupo 2



Podemos concluir por tanto, que para el grupo 2 de imágenes, los mejores resultados se obtienen segmentando la imagen en cuatro clases, y sin necesidad de aplicar el paso 4º en el subproceso de limpieza aplicado dentro de la etapa de identificación, sección 3.2.3.

4.5 Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 3

En esta sección se presentan los resultados obtenidos aplicando el método propuesto en este trabajo sobre el tercer conjunto de imágenes que se corresponden con aquellas que presentaban condiciones de escasa iluminación en el momento de su captura por el sistema estereoscópico. De esta manera, estas imágenes presentan un importante contraste entre el cielo y los árboles.

En la tabla 4.3 se presenta el porcentaje promediado de error (%) y la desviación estándar (σ) obtenidos aplicando el subproceso *etiquetado2* propuesto en este trabajo *ad hoc* para tratar sobre el conjunto de imágenes del grupo 3, distinguiendo según se aplique o no el paso 4º explicado anteriormente. El subproceso *etiquetado2*, como se explicó en la sección 3.2.2, consiste en realizar una transformación del espacio de color RGB al HSI. Se comparan los

4.5. Resultados obtenidos sobre el grupo de imágenes 3

resultados obtenidos aplicando el subproceso etiquetado2 frente a los obtenidos aplicando el proceso de etiquetado empleado en los grupos de imágenes 1 y 2.

El menor porcentaje de error se obtiene aplicando el proceso etiquetado2, mientras que el peor resultado se obtiene segmentando la imagen en dos clases con el proceso de etiquetado.

Nuevamente se observa cómo la aplicación del paso 4° no aporta mejoras, aunque aumenta la desviación estándar de los mismos.

Tabla 4.3. Porcentaje promediado de error y desviación estándar obtenidos en el grupo 3

N° de clases	Paso 4°	%	σ
HSI	Si	27,32	2,54
	No	17,87	1,04
2	Si	62,32	1,56
	No	58,32	1,34
3	Si	47,21	2,15
	No	43,12	1,16
4	Si	42,04	1,68
	No	32,13	1,78
5	Si	46,28	2,02
	No	36,85	2,36

En la figura 4.7(a)-(e) se presentan los resultados obtenidos de aplicar el proceso de segmentación propuesto sobre la imagen representativa del grupo 3 (figura 1.6), mediante el proceso etiquetado2, y el proceso de etiquetado en 2, 3, 4 y 5 clases, respectivamente. De manera cualitativa se puede apreciar cómo, aplicando el subproceso etiquetado2, se distinguen más claramente las texturas correspondientes al cielo, hojas, suelo y troncos de árbol.

La figura 4.8 muestra de forma gráfica los resultados relativos al porcentaje promedio de error mostrado en la tabla 4.3, donde se observa como mejoran los resultados sin aplicar el paso 4°.

En vista de los resultados obtenidos, aplicando el método de segmentación propuesto sobre el grupo de imágenes 3, es mejor sustituir el método de etiquetado por el propuesto *ad hoc* para tratar con imágenes que presentan condiciones de escasa iluminación.

Para concluir, mencionar que este grupo de imágenes es el que presenta peores resultados en promedio, en gran parte debido a la complejidad de este tipo de imágenes. Pese a ello, con la variante de etiquetado realizada *adhoc*, se consiguen resultados aceptables.

Figura 4.7. Resultados obtenido con: (a) etiquetado2; etiquetado segmentando la imagen en (b) 2 clases; (c) 3 clases; (d) 4 clases; (e) 5 clases

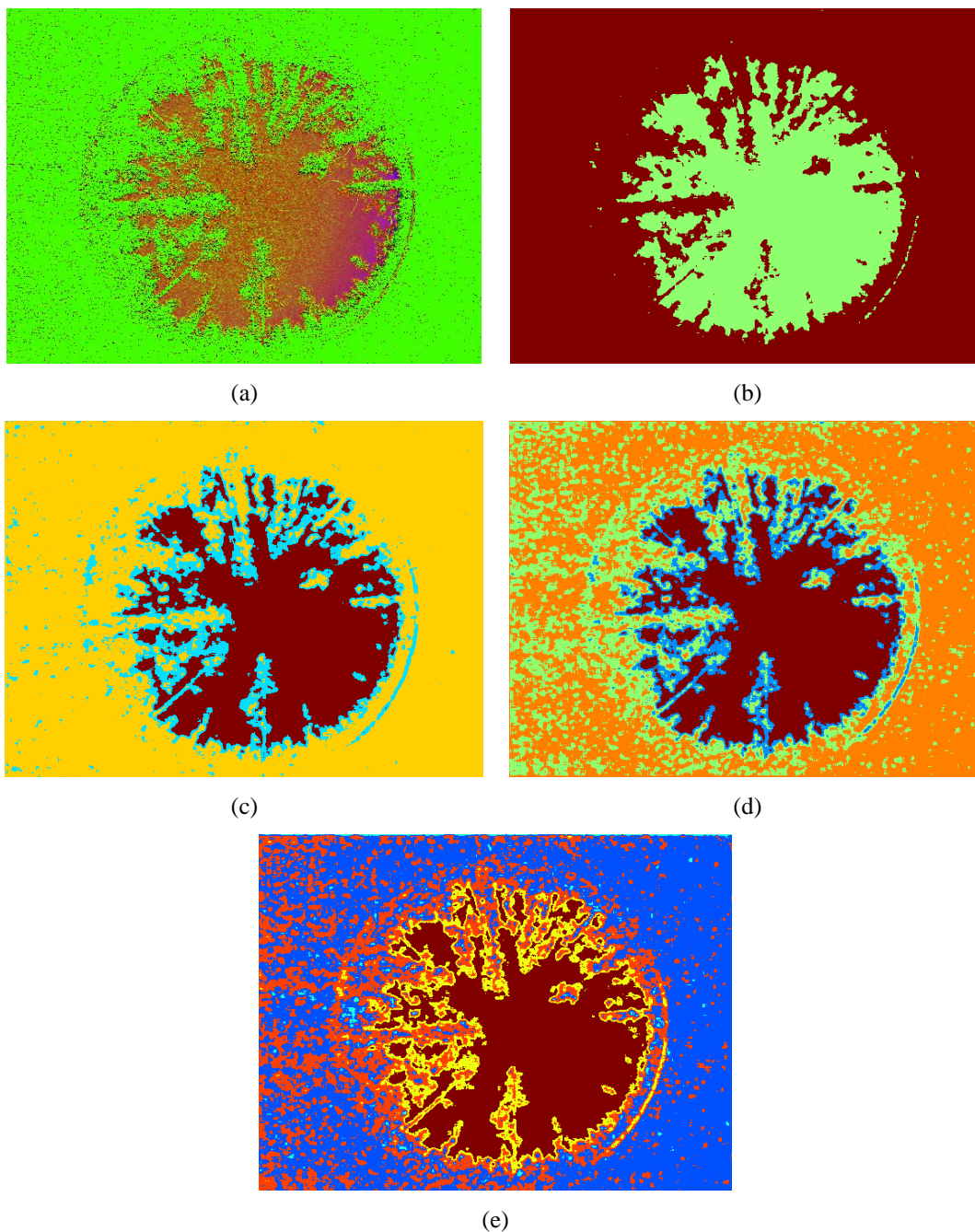


Figura 4.8. Evolución de los errores en la tercera prueba

4.6 Resumen de resultados

A modo de resumen de los resultados presentados en las tres secciones anteriores, en la tabla 4.4 se presentan los mejores resultados obtenidos en promedio para cada uno de los tres grupos de imágenes con los que se ha trabajado. Se indican los porcentajes promediados de error y junto con las desviaciones estándar obtenidas, así como si se ha aplicado o no el paso 4º del proceso de identificación propuesto en la sección 3.2.3, y cuál ha sido el proceso de etiquetado aplicado y el número de clases, en su caso (secciones 3.2.1 y 3.2.2).

Tabla 4.4. Mejor porcentaje promediado de error y desviación estándar obtenidos

	%	σ	Paso 4º	Método (Nº clases)
Grupo 1	6,43	0,69	No	Etiquetado (4)
Grupo 2	7,65	0,98	No	Etiquetado (4)
Grupo 3	17,87	1,04	No	Etiquetado2 (HSI)

A partir de los resultados mostrados en la tabla 4.4 se puede concluir cómo el paso 4º no se justifica en ninguno de los tres grupos de imágenes, y cómo el método de etiquetado diseñado *ad hoc* para tratar con imágenes obtenidas en condiciones de escasa iluminación, es el que mejor se comporta.

Los resultados aquí presentados son los utilizados en la siguiente sección para comparar la estrategia de segmentación propuesta en este trabajo frente a la propuesta en otros trabajos anteriores, así como frente a una serie de clasificadores clásicos.

4.7 Comparación con otros métodos

En esta sección se presenta una comparativa entre los resultados más relevantes alcanzados con el método propuesto en este trabajo, y expuestos en la sección anterior, y al que nos referiremos como IC, con respecto a otros métodos propuestos en la literatura para resolver la misma problemática, aplicado a imágenes obtenidas con el mismo sistema de visión estereoscópica, si bien procedentes de otros entornos forestales (sección 2.5).

Los métodos con los que se compara son la estrategia combinada propuesta en Iglesias (2010), y a la que nos referiremos como IG, y la propuesta por Herrera (2010), y a la que nos referimos como HE.

Además, con fines comparativos, se presentan los resultados obtenidos por una serie de clasificadores clásicos utilizados en la literatura para clasificación de texturas en entornos no estructurados de exterior. Estos son, Agrupamiento borroso (AG), Ventana de Parzen (VP), Paramétrico Bayesiano (PB), algoritmo generalizado de Lloyd (AGL) y los Mapas Auto-Organizativos (SOM) (Pajares y Cruz, 2007, Gonzalez y Woods, 2008).

Tabla 4.5. Porcentaje promediado de error y desviación estándar obtenidos en promedio por el método propuesto frente a una serie de métodos que aparecen en la literatura

Método	Grupo 1		Grupo 2		Grupo 3	
	%	σ	%	σ	%	σ
AB	13,82	2,82	13,62	1,50	42,58	18,77
VP	33,54	3,40	34,86	2,91	56,26	19,85
PB	24,12	4,30	17,93	1,60	45,26	11,65
AGL	23,93	3,65	16,94	3,91	40,38	0,12
SOM	29,30	2,67	11,89	12,54	59,60	3,59
IG	36,78	3,41	42,63	5,74	65,87	9,86
HE	12,85	1,12	14,88	2,24	42,98	4,17
IC	6,43	0,69	7,65	0,98	17,87	1,04

Como podemos ver en la tabla 4.5, los métodos que mejor resultados presentan son HE y AB. No obstante, la propuesta aquí planteada, la cual no incorpora el cuarto paso del algoritmo, presenta mejores resultados. Estos métodos no son efectivos en nuestras imágenes por las características que presentan éstas: en el grupo 1 puesto que existen árboles que se encuentran muy próximos entre si, y por lo tanto es muy difícil identificar cada uno de los árboles, frente a

las características que presentan las imágenes en aquellos trabajos, donde los árboles se encuentran separados unos de otros. En el grupo 2, aún habiendo menor densidad de árboles, los resultados son peores que los nuestros debido fundamentalmente a la alta variabilidad de iluminación que caracteriza a las imágenes de este grupo. En el grupo 3 puesto que las imágenes son nocturnas y al no transformarlas al modelo HSI, resulta muy complicado distinguir los troncos. Por estos motivos, los métodos que han sido utilizados por otros autores, no son válidos a la hora de aplicarlos a nuestra problemática.

En cuanto a los métodos explicados en la secciones 3.3.1 y 3.3.2 y que se descartaron por las razones allí expuestas, los resultados obtenidos resultan muy pobres (apenas un 6,27% de aciertos empleando la Transformada de Hough y un 45,78% utilizando triangulación). Este es el motivo por el que se abandonaron ambas ideas y se optó por realizar una tercera propuesta que a la postre, sería la definitiva. Comparando los resultados obtenidos en uno y otro método podemos deducir las siguientes conclusiones:

- *Transformada Hough*: en cuanto aparece una gran cantidad de árboles el método basado en esta transformada no puede distinguir los contornos de los árboles que aparecen en la imagen.
- *Triangulación*: dado que calculamos la proyección del vértice superior del triángulo en el círculo exterior, podemos hacer esta proyección de manera que al cerrar el triángulo identifiquemos zonas que no son árboles con lo que este método no es válido por sí solo.
- *Círculos concéntricos*: obtenemos los contornos de los árboles que aparecen en la imagen dada, por lo que es el método utilizado para realizar la identificación de los árboles.

Capítulo 5 – Conclusiones y trabajo futuro

5.1 Introducción

En este capítulo se presentan las conclusiones más relevantes alcanzadas como consecuencia de la investigación realizada y expuesta en esta memoria. Por otra parte, en base a esta misma investigación y como consecuencia de ella, se proponen una serie de líneas de investigación a seguir en el futuro.

5.2 Conclusiones

A lo largo de este trabajo hemos desarrollado diversas propuestas que han derivado en la estrategia final utilizada. Se ha tomado como referencia la bibliografía existente acerca de esta problemática y en base a ella se ha comprobado el rendimiento de dichas estrategias sobre el conjunto de imágenes utilizadas. La principal conclusión que se puede extraer es, que a día de hoy no es posible establecer un método capaz de resolver la problemática inherente a cualquier tipo de entorno forestal independientemente de las características de éste. Además las condiciones de iluminación que presenta la escena en el momento de tomarse las imágenes, también influye de manera sustancial en la metodología a seguir.

La principal aportación de este trabajo consiste en una propuesta de segmentación automática capaz de dar solución al problema de la identificación de texturas de interés, en este caso troncos de árboles procedentes de un entorno forestal de eucalipto, mediante un método que realiza un proceso de indentificación y clasificación de texturas sobre imágenes que presentan diversas características: una importante variación de la iluminación en determinadas zonas, imágenes capturadas en condiciones de escasa iluminación así como imágenes que presentan gran cantidad de árboles, y demasiado próximos entre sí.

El método propuesto consta de dos partes claramente diferenciadas, un proceso de identificación capaz de aislar las texturas correspondientes a los troncos identificando el resto de texturas presentes en la imágenes; y un proceso de clasificación que se encarga, a partir de las texturas identificadas como troncos, extraer los contornos de los mismos, clasificando de esta manera los píxeles de la imagen que se corresponden con texturas de árbol.

Como se ha mencionado, la estrategia propuesta es capaz de identificar y clasificar de manera automática estas texturas de interés en imágenes que presentan características diferentes, y además, los resultados obtenidos con esta estrategia, mejoran aquéllos obtenidos con métodos bien conocidos aplicados con éxito en clasificación de texturas procedentes de entornos naturales de exterior, así como aquéllos aplicados con éxito en imágenes procedentes de entornos forestales diferentes, pero en condiciones de iluminación similares, en trabajos previos.

En relación con los objetivos planteados en el capítulo uno, sección 1.3.2, el grado de cumplimiento de los mismo se concreta como sigue:

1. Para poder realizar este trabajo, se ha realizado un estudio en profundidad de los métodos propuestos en la literatura, con el objetivo de comprender mejor su funcionamiento y poder aplicarlos sobre el conjunto de imágenes, con fines comparativos.
2. El estudio en profundidad del estado del arte ha permitido también identificar una serie de métodos, que si bien no han mostrado los resultados esperados, sirvieron como punto de partida para la propuesta planteada en este trabajo.
3. Se ha realizado una comparación del método con otros existentes en la literatura para la identificación de texturas, así como los propuestos por otros autores en imágenes obtenidas con el mismo sistema de visión estéreo sobre imágenes procedentes de otros entornos forestales, pero con características similares. Esto nos ha permitido analizar las ventajas e inconvenientes de cada uno de ellos, tabla 2.1, extrayendo una serie de conclusiones que han influido a la hora de diseñar el método propuesto.
4. Se proponen una serie de líneas de investigación futuras.

5.3 Trabajo futuro

Aunque el método aquí propuesto obtiene buenos resultados en comparación al resto de métodos analizados en este trabajo, se hace necesario continuar investigando, por un lado cómo mejorar la identificación de los troncos en imágenes que presentan variaciones de iluminación en la misma escena, condiciones de escasa iluminación, y procedentes de entornos forestales también distintos.

Por otra lado, como se explica en la sección 2.1, la segmentación es la etapa previa a la correspondencia y al cálculo de distancias en el proceso de visión estereoscópica, a partir de las cuales se obtendrían los parámetros necesarios en el inventario forestal. De esta manera, teniendo

Capítulo 5 – Conclusiones y trabajo futuro

en cuenta lo anterior y la experiencia acumulada durante la realización de esta investigación, a continuación se proponen una serie de consideraciones respecto de las líneas de investigación a seguir en el futuro:

1. Mejorar el tiempo de respuesta del algoritmo.
2. Extender este método a otros entornos forestales diferentes, y también con características diferentes a las tratadas en este trabajo.
3. Mejorar la identificación de los troncos de los árboles con el fin de facilitar el proceso de correspondencia estereoscópica.
4. Desarrollar un método de correspondencia entre pares estereoscópicos con el fin de realizar la reconstrucción 3D de la escena completando así la automatización del proceso planteado de cara a la realización de inventarios forestales.

Bibliografía

- Abraham, S., & Förstner, W. (2005). Fish-Eye-Stereo Calibration and Epipolar Rectification. *Photogram. Remote Sens.*, 59, 278–288.
- Báez Rojas, J. J., Alonso Pérez, M. A., & Erro, L. E. (2008). Uso del Sistema HSI para Asignar Falso Color a Objetos en Imágenes Digitales. *Revista Mexicana de Física*, 54(2), 186–192.
- Barnard, S., & Fishler, M. (1982). Computational Stereo. *ACM Computing Surveys*, 14, 553–572.
- Cochran, S. D., & Medioni, G. (1992). 3-D Surface Description from binocular stereo. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 14(10), 981–994.
- Davies, E.R. (1997). *Machine Vision: Theory, Algorithms, Practicalities*. Academic Press, London
- Digabel, H., & Lantuéjoul, C. (1978). Iterative algorithms. In J.L. Chermant (Ed.), *Proceedings of the 2nd European Symposium on Quantitative Analysis of Microstructures in Materials Sciences, Biology and Medicine* (pp. 85–99). Caen, France.
- Duffaut, E.L.A., Posadas, D.A., & Quiroz, R. (2004). Extracción de Bordes de Imágenes Digitales a Través del Análisis Multifractal. *Anales del VIII Simposio Nacional de Estudiantes de Física, Universidad Nacional San Antonio Abad del Cusco, Cusco, Peru*. Disponible on-line: <http://inrm.cip.cgiar.org/home/publicat/0403nrm.pdf>
- Fu, K.S., Gonzalez, R.C., & Lee, C.S.G. (1988). *Robótica: Control, detección, Visión e inteligencia*. McGraw-Hill, Madrid.
- Gonzalez, R.C., & Woods, R.E. (2008). *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Prentice-Hall, New Jersey, USA.
- Herrera, P.J., (2010). Correspondencia estereoscópica en imágenes obtenidas con proyección omnidireccional para entornos forestales. Tesis doctoral. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.
- Herrera, P. J., Pajares, G., Guijarro, M., Ruz, J. J., & Cruz, J. M. (2011). Combining Support Vector Machines and simulated annealing for stereovision matching with fish eye lenses in forest environments. *Expert Systems with Applications*, 38(7), 8622–8631.
- Herrera, P. J., Pajares, G., Guijarro, M., Ruz, J. J., Cruz, J. M., & Montes, F. (2009). A Featured-Based Strategy for Stereovision Matching in Sensors with Fish-Eye Lenses for Forest Environments. *Sensors*, 9(12), 9468–9492.

- Hough, V., & Paul, C. (1962). Method and means for recognizing complex patterns. U. S. Patent 3069654.
- Iglesias, P. (2010). Estrategias de Clasificación de Texturas en Imágenes Forestales Hemisféricas. Proyecto Fin de Master. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.
- Maillard, P. (2003). Comparing Texture Analysis Methods through Classification. *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 69(4), 357-367.
- Otsu, N. (1979). A threshold selection method from gray-level-histograms. *IEEE Trans. System Man and Cybernetics*, 9(1), 62-66.
- Pajares, G., & Cruz, J. M. (2007). *Visión por Computador: Imágenes digitales y aplicaciones*, 2ª ed., Ra-Ma, Madrid.
- Pajares, G., & Cruz, J. M. (2002). Clasificación de Texturas Naturales mediante K-Means. *Revista Electrónica de Visión por Computador*, 6, 1-18.
- Ridler, T.W., & Calvard, S. (1978). Picture thresholding using an iterative selection method. *IEEE Trans. System, Man and Cybernetics*, 8(6), 630-632.
- Rodríguez, C. (2010). Desarrollo de una Metodología de Medición y Cubicación en Parcelas de *Eucalyptus Globulus* Labill. Utilizando Pares Estereoscópicos de Imágenes Hemisféricas. Proyecto Fin de Carrera. Escuela Técnica Superior de Ingenieros de Montes, Universidad Politécnica de Madrid.
- Romero, M. A. (2008). Calibración de cámaras estereoscópicas con lentes de “ojo de pez” para análisis de texturas forestales. Programa de doctorado. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.
- Rud, R., Shoshany, M., Alchanatis, V., & Cohen, Y. (2006). Application of spectral features' ratios for improving classification in partially calibrated hyperspectral imagery: a case study of separating Mediterranean vegetation species. *Journal Real-Time Image Processing*, 1, 143-152.
- Ruiz, C. (2005). Visión Estereoscópica Técnicas de Correspondencia., Disponible on-line: <http://www.vhtm.com/DIVULGACION/Vision%20Estereoscopica%20por%20CarlosRuiz.pdf>
- Scharstein, D., & Szeliski, R. (2002). A taxonomy and evaluation of dense two-frame stereo correspondence algorithms. *Int. J. Computer Vision*, 47(1-3), 7-42.
- Suárez, A. (2009). Análisis de Métodos de Procesamiento de Imágenes Estereoscópicas Forestales. Proyecto Fin de Master. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.

- Sucar, L. E., & Gómez, G. (2008). Visión Computacional. Disponible on-line: <http://ccc.inaoep.mx/~esucar/Libros/vision-sucar-gomez.pdf>.
- Trias-Sanz, R., Stamon, G., & Louchet, J. (2008). Using colour, texture, and hierarchical segmentation for high-resolution remote sensing. *ISPRS Journal of Photogrammetry & Remote Sensing*, 63, 156-168.
- Tkalcic, M., & Tasic, J.F. (2003). Colour spaces-perceptual, historical and applicational background. In *The IEEE Region 8 EUROCON 2003, Computer as a Tool*, vol. 1 (pp.304-308).
- Vazquez, E., Baldrich R., Vazquez J., & Vanrell, M. (2007). Topological Histogram Reduction towards colour segmentation. In J. Martí, J.N. Benedí, A.M. Mendonça and J. Serrat (Eds.), *Pattern Recognition and Image Analysis, LNCS 4477, Part I* (pp. 55-62). Springer-Verlag, Berlin.
- Zafra, C. (2008). Análisis de Métodos de Procesamiento de Imágenes Estereoscópicas Forestales. Proyecto Fin de Master. Facultad de Informática, Universidad Complutense de Madrid.

Apéndice A - Correspondencia Estereoscópica

A.1 Introducción

En este apéndice se sientan las bases para llevar a cabo la siguiente etapa dentro del proceso de visión estereoscópica, a saber, la correspondencia estereoscópica. Como se explicó brevemente en el capítulo 2, sección 2.1, la correspondencia es el proceso que trata de emparejar características homólogas de una imagen con las de la otra imagen del par estereoscópico, que representan la misma entidad física en la escena 3D. Esto es, su proyección en sendas imágenes del par estereoscópico.

Para llevar a cabo el proceso de correspondencia, se aplican una serie de restricciones conocidas en la literatura especializada como *restricciones estereoscópicas*.

A.2 Restricciones estereoscópicas

Para poder realizar la reconstrucción de la escena y por lo tanto, pasar al 3D debemos hacer corresponder cada punto de la imagen derecha con el punto correspondiente en la imagen izquierda sin embargo, esto no es trivial puesto que las imágenes que componen el par estéreo se encuentran separadas entre sí una cierta distancia llamada “línea base”.

En sistemas estereoscópicos que incorporan lentes convencionales, los dos puntos en las imágenes pertenecientes a un mismo punto físico en la escena 3D, se encuentran en las imágenes siguiente la línea epipolar siendo ésta una línea recta (siempre y cuando las cámaras se encuentren alineadas correctamente). Esto facilita la búsqueda del homólogo.

Aplicado a nuestro sistema dotado con lentes de ojo de pez, es que a diferencia de los sistemas convencionales la línea epipolar no es una línea recta, sino un arco de circunferencia de r y varía en función de la posición de los píxeles en la imagen. Esto dificulta la tarea de encontrar el píxel homólogo.

Como explica Ruiz (2005), es un problema que está mal condicionado pues geoméricamente pueden existir múltiples soluciones o incluso, no existir ninguna solución. Además se deben imponer restricciones sobre el modelo geométrico de las cámaras, el modelo fotométrico de los objetos de la escena y sobre las primitivas utilizadas. Por supuesto, esto

supone un elevado coste computacional. De acuerdo a Ruiz (2005), se pueden identificar las siguientes restricciones:

- Restricciones geométricas impuestas por el sistema de formación de imágenes. Depende del número de cámaras con las que se trabaje. Tenemos:
 - *Epipolar*. Uso de dos cámaras.
 - *Trifocal*. Para el uso de tres cámaras.
- Restricciones geométricas procedentes de los objetos visualizados. Depende de las restricciones geométricas de la escena. Entre ellas destacamos:
 - *Orden posicional*. Dadas dos características en una determinada imagen, por ejemplo la izquierda, situada una a la derecha de la otra, esta restricción supone que este mismo orden se mantiene en la imagen derecha para sus respectivas características homólogas.
 - *Límite del gradiente de disparidad*. Límite en las tangentes de las superficies de un objeto.
 - *Unicidad*. Para cada punto de una imagen existe únicamente un punto en el par.
 - *Continuidad de superficie*. Los puntos proyectados en una imagen pertenecen a las superficies de los objetos de la escena.
 - *Continuidad figural*. Establece la continuidad de las superficies formulada como la continuidad de la disparidad a lo largo de los contornos de las figuras y no a través de ellas.
 - *Posición general*. Restricciones específicas de la aplicación.
- Restricciones fotométricas. Basadas en la interacción de los objetos con la iluminación. Entre las que destacan:
 - *Restricción de reflectancia superficial*. La intensidad de la proyección de un punto 3D no depende del punto de vista.
 - *Restricción de compatibilidad fotométrica*. Entre puntos homólogos debe de haber la misma intensidad.
 - *Restricción de compatibilidad fotométrica diferencial*. Dados dos puntos cercanos, la diferencia de intensidades entre ellos debe ser similar a los homólogos en la imagen par.

De acuerdo con Scharstein y Szeliski (2002), se pueden identificar las siguientes restricciones: *epipolar, semejanza, unicidad, orden posicional, continuidad de la disparidad y relaciones estructurales*.

A.3 Técnicas de correspondencia

En visión estereoscópica podemos distinguir dos tipos de técnicas ampliamente utilizadas en esta disciplina: *locales y globales*:

- Métodos locales: se aplican las restricciones a una pequeña parte de los píxeles que rodean al píxel que estamos tratando. Aquí destacamos los métodos basados en área y en características.
- Métodos globales: se aplican las restricciones a una fila de la matriz imagen e incluso a la imagen entera. Destacando en este grupo los métodos de programación dinámica y los de vecino más próximo.

Ya hemos mencionado reiteradamente a lo largo de esta memoria, que nuestro interés en las imágenes se centra en los troncos de los árboles, por lo que en este caso, el interés está en determinar las correspondencias de los píxeles o regiones asociados a los troncos de los árboles por ser las estructuras determinantes en el análisis forestal. Por lo tanto, una vez clarificado que la aplicación de las restricciones estereoscópicas resulta una cuestión de vital importancia, el tema ahora se centra en decidir qué tipo de técnicas se utilizan: locales, globales, basadas en el área, en las características, etc. La conveniencia o no de su uso se decidirá en función del tipo de imagen, características del entorno forestal, condiciones de iluminación, etc.

Como se ha puesto de manifiesto a través de este apéndice, existen muchas técnicas que resuelven el problema de la correspondencia estereoscópica. Sin embargo, a la hora de diseñarlas, hay que tener en cuenta ciertas restricciones a la hora de identificar los objetos que aparecen en el par estereoscópico, prestando la importancia necesaria a los diversos fenómenos que pueden aparecer, ocultamiento de objetos, luminosidad excesiva o escasa, etc.

El estudio, investigación y propuesta de solución de la problemática referente a esta etapa de correspondencia en el tipo de imágenes utilizadas en este trabajo, se propone como tarea futura en el capítulo 5, sección 5.3.